

Klasifikasi Status Gizi pada Anak Usia 6-12 Tahun di Indonesia dengan Menggunakan Regresi Logistik Ordinal dan Support Vector Machine (SVM)

Nama : Flashy Fitria Nurfida
NRP : 1310100093
Jurusan : Statistika FMIPA – ITS
Pembimbing : Ir. Sri Pingit Wulandari, M. Si.
Co Pembimbing : Dr. M. Setyo Pramono, S. Si, M. Si

ABSTRAK

Masalah gizi pada hakikatnya adalah masalah kesehatan masyarakat, namun penanggulangannya tidak dapat dilakukan dengan pendekatan medis dan pelayanan kesehatan saja. Di Indonesia salah satu masalah gizi yang belum selesai adalah masalah gizi kurang. Sementara itu, masalah gizi yang mengancam kesehatan masyarakat (emerging) adalah gizi lebih. Perhatian terhadap anak termasuk anak usia sekolah dasar semakin ditingkatkan, terutama dalam hal yang berkaitan dengan masalah gizi. Status gizi dipengaruhi oleh konsumsi makanan dan penggunaan zat-zat gizi di dalam tubuh. Faktor karakteristik keluarga juga menjadi salah satu penyebab yang dapat mempengaruhi status gizi pada anak. Pada penelitian ini dilakukan analisis status gizi menggunakan regresi logistik ordinal dan Support Vector Machine (SVM). Berdasarkan hasil penelitian dengan regresi logistik ordinal, menunjukkan bahwa variabel prediktor yang berpengaruh terhadap status gizi adalah jumlah konsumsi, usia, pekerjaan kepala keluarga, daerah, dan karbohidrat, untuk model kategori laki-laki, sedangkan pada model kategori perempuan adalah jumlah konsumsi, pekerjaan kepala keluarga, daerah, dan protein. Berdasarkan variabel yang berpengaruh dan signifikan dalam model regresi logistik ordinal, maka hasil klasifikasi SVM status gizi anak usia 6-12 tahun di Bengkulu adalah 54,69% untuk kategori laki-laki dan 53,01% untuk kategori perempuan. Sedangkan di Sulawesi Barat ketepatan

klasifikasinya adalah 53,85% untuk kategori laki-laki dan 68,75% untuk kategori perempuan.

Kata Kunci: *Status Gizi, Regresi Logistik Ordinal, Support Vector Machine, Ketepatan Klasifikasi.*

Classification of Nutritional Status in Children Aged 6-12 Years in Indonesia Using Ordinal Logistic Regression and Support Vector Machine (SVM)

Name : Flashy Fitria Nurfida
NRP : 1310100093
Department : Statistics FMIPA – ITS
Supervisor : Ir. Sri Pingit Wulandari, M. Si.
Co. Supervisor : Dr. M. Setyo Pramono, M. Si.

ABSTRACT

Nutritional problem is essentially a public health problem, but overcome it can't be done only with the approach of medical and health services. In Indonesia, one of the problems is the unfinished nutritional problems of malnutrition. Meanwhile, nutritional problems that threaten public health (emerging) is more nutritional. Attention to children, including children of primary school age must be improved, especially in matters related to nutritional problems. Nutritional status is influenced by the consumption of food and the use of nutrients in the body. Factor family characteristics also become one of the causes that can affect the nutritional status of children. In this research, the analysis of nutritional status using ordinal logistic regression and Support Vector Machine (SVM). Based on the research results with ordinal logistic regression, indicating that the predictor variables that influence nutritional status is the sum of consumption, age, occupation of household head, region, and carbohydrates, to model the male category, while in the female category of the model is the sum of consumption, work head family, region, and proteins. Based on an influential and significant variables in the ordinal logistic regression model, the results of SVM classification of nutritional status of children aged 6-12 years in Bengkulu was 54.69% for the category of men and 53.01% for women category. While in West Sulawesi

classification accuracy was 53.85% for the category of men and 68.75% for women category.

Keywords: *Nutritional Status, Ordinal Logistic Regression, Support Vector Machines, Classification Accuracy.*

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Contoh 4 SVM Biner dengan Metode <i>One-Againts-All</i>	15
Tabel 2.2 <i>Confussion Matrix</i>	16
Tabel 2.3 Standard IMT/U Laki-laki	17
Tabel 2.3 Standard IMT/U Perempuan	17
Tabel 3.1 Variabel Penelitian.....	21
Tabel 4.1 Jumlah Anak Usia 6-12 Tahun Berdasarkan Status Gizi	27
Tabel 4.2 Jumlah Anak Usia 6-12 Tahun Berdasarkan Status Pekerjaan Orang Tua	28
Tabel 4.3 Jumlah Anak Usia 6-12 Tahun Berdasarkan Daerah Tempat Tinggal.....	28
Tabel 4.4 Jumlah Anak Usia 6-12 Tahun Berdasarkan Konsumsi Energi	29
Tabel 4.5 Jumlah Anak Usia 6-12 Tahun Berdasarkan Konsumsi Protein	29
Tabel 4.6 Jumlah Anak Usia 6-12 Tahun Berdasarkan Konsumsi Lemak.....	30
Tabel 4.7 Jumlah Anak Usia 6-12 Tahun Berdasarkan Konsumsi Karbohidrat	30
Tabel 4.8 Jumlah Anak Usia 6-12 Tahun Berdasarkan Konsumsi Serat	31
Tabel 4.9 Uji Serentak (Laki-laki)	32
Tabel 4.10 Uji Parsial (Laki-laki)	33
Tabel 4.11 Uji Individu (Laki-laki)	34
Tabel 4.12 Uji Serentak Variabel Prediktor yang Berpengaruh (Laki-laki).....	36

Tabel 4.13 Uji Parsial Variabel Prediktor yang Berpengaruh (Laki-laki).....	37
Tabel 4.14 Uji Serentak Model Variabel Prediktor yang Signifikan (Laki-laki)	38
Tabel 4.15 Uji Parsial Variabel Prediktor yang Signifikan (Laki-laki).....	39
Tabel 4.16 Uji Kesesuaian Model (Laki-laki).....	42
Tabel 4.17 Tabel Ketepatan Klasifikasi Regresi Logistik Ordinal (laki-laki)	42
Tabel 4.18 Uji Serentak (Perempuan)	43
Tabel 4.19 Uji Parsial (Perempuan)	44
Tabel 4.20 Uji Individu (Perempuan)	45
Tabel 4.21 Uji Serentak Variabel Prediktor yang Berpengaruh (Perempuan)	47
Tabel 4.22 Uji Parsial Variabel Prediktor yang Berpengaruh (Perempuan)	48
Tabel 4.23 Uji Serentak Model Variabel Prediktor yang Signifikan (Perempuan)	49
Tabel 4.24 Uji Parsial Variabel Prediktor yang Signifikan (Perempuan)	50
Tabel 4.25 Uji Kesesuaian Model (Perempuan).....	53
Tabel 4.26 Tabel Ketepatan Klasifikasi Regresi Logistik Ordinal (Perempuan).....	53
Tabel 4.27 Ketepatan Klasifikasi SVM Provinsi Bengkulu.....	55
Tabel 4.28 Hasil Klasifikasi SVM dengan $\sigma=3$ dan $C=10$ untuk Kategori Laki-laki (Bangkulu).....	56
Tabel 4.29 Ketepatan Klasifikasi SVM Provinsi Sulawesi Barat.....	56
Tabel 4.30 Hasil Klasifikasi SVM dengan $\sigma=3$ dan $C=10$ untuk Kategori Perempuan (Sulawesi Barat).....	58

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Bidang Pemisah Terbaik dengan Margin (m) Terbesar	10
Gambar 2.2 <i>Soft Margin Hyperplane</i>	12
Gambar 2.3 Transformasi dari <i>Vector Input</i> ke <i>Feature Space</i>	13
Gambar 2.4 Contoh Klasifikasi dengan Metode <i>One- Against-All</i>	15
Gambar 3.1 Langkah Analisis	24

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran A Regresi Logistik Ordinal	63
Lampiran B SVM.....	75

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Regresi Logistik Ordinal

Regresi merupakan suatu metode yang sangat penting dalam analisis data menggambarkan hubungan antara variabel respon (*dependent variabel*) dengan satu atau beberapa variabel prediktor (*independent variabel*). Regresi logistik ordinal merupakan salah satu metode statistika untuk menganalisis variabel respon yang mempunyai skala data ordinal dan terdiri dari tiga kategori atau lebih. Variabel prediktor yang digunakan dalam model berupa data kategorik dan/atau kuantitatif. Model untuk regresi logistik ordinal adalah *cumulative logit models*. *Cumulative logit models* merupakan model yang didapat dengan membandingkan peluang kumulatif yaitu peluang kurang dari atau sama dengan katagori respon ke - j pada r variabel prediktor yang dinyatakan dalam vektor x_i , $P(Y \leq j | x_i)$, dengan peluang lebih besar dari kategori respon ke-j, x_i , $P(Y > j | x_i)$ (Hosmer & Lomeshow, 2000).

Nilai peluang kumulatif ke j adalah.

$$\begin{aligned}\pi_k(x_c) &= P(Y \leq j) = \frac{\exp[g_j(x_k)]}{1 + \exp[g_j(x_k)]} \\ &= \frac{\exp(\beta_{0j} + \sum_{k=1}^r \beta_k x_k)}{1 + (\beta_{0j} + \sum_{k=1}^r \beta_k x_k)}; k = 1, 2, \dots, j, \dots, r \\ &= \pi_1 + \pi_2 + \dots + \pi_r\end{aligned}\quad (2.1)$$

Apabila $P(Y \leq j)$ dibandingkan dengan peluang suatu respon pada kategori $(j + 1)$ sampai dengan kategori r , maka hasilnya adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\frac{P(Y \leq j)}{P(Y > j)} &= \frac{P(Y \leq j)}{1 - P(Y \leq j)} \\ &= \exp(\beta_{0j} + \sum_{k=1}^r \beta_k x_k) \\ &= \frac{\pi_1 + \pi_2 + \dots + \pi_j}{\pi_{j+1} + \pi_{j+2} + \dots + \pi_r}\end{aligned}\quad (2.2)$$

pada rumusan (2.2) dilakukan transformasi logistik menjadi model regresi logistik (logit) ordinal atau logit kumulatif :

$$\begin{aligned}\text{Logit } [P(Y \leq j)] &= \ln \left[\frac{P(Y \leq j)}{1 - P(Y \leq j)} \right] \\ &= \ln \left[\frac{\pi_1 + \pi_2 + \dots + \pi_j}{\pi_{j+1} + \pi_{j+2} + \dots + \pi_r} \right] \\ &= (\beta_{0j} + \sum_{k=1}^r \beta_k x_k)\end{aligned}\quad (2.3)$$

2.1.1 Estimasi Parameter

Estimasi parameter dalam model regresi logistik menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). MLE merupakan metode untuk menaksir parameter β dengan cara memaksimumkan fungsi likelihood (Hosmer & Lomeshow, 2000).

Bentuk umum dari fungsi likelihood untuk data sampel sebesar n pengamatan yang independen (y_i, x_i) , dengan $i=1, 2, 3, \dots, n$ adalah sebagai berikut:

$$l(\beta) = \prod_{i=1}^n [\pi_1(x_i)^{y_{1i}} \pi_2(x_i)^{y_{2i}} \times \dots \times \pi_j(x_i)^{y_{ji}}] \quad (2.4)$$

dimana $i = 1, 2, 3, \dots, n$.

Fungsi likelihood pada persamaan (2.4) tersebut lebih mudah dimaksimumkan dalam bentuk log $l(\beta)$ dan dinyatakan dengan $L(\beta)$.

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^n y_{1i} \ln[\pi_1(x_i)] + y_{2i} \ln[\pi_2(x_i)] + \dots + y_{ji} \ln[\pi_j(x_i)] \quad (2.5)$$

dimana $i = 1, 2, 3, \dots, n$.

Persamaan likelihood pada persamaan (2.5) umumnya merupakan bentuk nonlinear dalam $\hat{\beta}$. Dengan menggunakan metode iterasi Newton Raphson, maka nilai $\hat{\beta}$ yang didapatkan dari turunan pertama persamaan $L(\beta)$ yang nonlinear dapat terselesaikan (Agresti, 2002). Persamaan yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$\beta^{(t+1)} = \beta^{(t)} - (H^{(t)})^{-1} u^{(t)} \quad (2.6)$$

H adalah matriks hessian yang elemennya turunan parsial persamaan $L(\beta)$ terhadap parameter yang akan diestimasi.

Sedangkan nilai \mathbf{u} merupakan vektor yang terdiri dari elemen yang didapatkan dari hasil turunan pertama dari fungsi $L(\boldsymbol{\beta})$ terhadap parameter yang akan diestimasi. Banyaknya iterasi dinyatakan dengan t , dengan $t=0, 1, 2, \dots$. sehingga elemen-elemen dari \mathbf{H} dan \mathbf{u} adalah sebagai berikut (Agresti, 2002):

$$\mathbf{u}' = \left(\frac{\partial L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_{01}}, \frac{\partial L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_{02}}, \dots, \frac{\partial L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} \right) \quad (2.7)$$

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_{01}^2} & \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_{01} \partial \beta_{02}} & \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_{01} \partial \beta_{03}} & \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_{01} \partial \boldsymbol{\beta}} \\ & \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_{02}^2} & \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_{02} \partial \beta_{03}} & \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_{02} \partial \boldsymbol{\beta}} \\ & & \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_{03}^2} & \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_{03} \partial \boldsymbol{\beta}} \\ \text{Simetris} & & & \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta} \partial \boldsymbol{\beta}^T} \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

Iterasi akan berhenti jika $\|\boldsymbol{\beta}^{(t+1)} - \boldsymbol{\beta}^{(t)}\| \leq \varepsilon$ dimana ε merupakan suatu bilangan yang sangat kecil. Sehingga didapatkan nilai parameter $\hat{\boldsymbol{\beta}}$.

2.1.2 Pengujian Parameter

Variabel prediktor dalam model memiliki hubungan yang nyata dengan variabel responnya dibuktikan dengan dilakukan pengujian parameter baik secara parsial maupun serentak (Hosmer & Lomeshow, 2000).

1. Pengujian Hipotesis Secara Serentak

Hipotesis yang digunakan dalam pengujian secara serentak adalah sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

H_1 : paling sedikit ada satu $\beta_k \neq 0$, dimana $k=1, 2, \dots, r$; r = jumlah prediktor dalam model.

Statistik uji yang digunakan adalah statistik uji G (*likelihood ratio test*), dengan rumus sebagai berikut:

$$G = -2 \ln \left[\frac{(\text{likelihood without the variable})}{(\text{likelihood with the variable})} \right]$$

$$G = -2 \ln \left[\frac{\left(\frac{n_4}{n} \right)^{n_4} \left(\frac{n_3}{n} \right)^{n_3} \left(\frac{n_2}{n} \right)^{n_2} \left(\frac{n_1}{n} \right)^{n_1}}{\prod_{i=1}^n \hat{\pi}_i^{y_i} (1 - \hat{\pi}_i)^{(1 - y_i)}} \right] \quad (2.9)$$

dimana:

n_k = banyaknya obeservasi yang berkategori k atau

$$n_k = \sum_{i=1}^n y_i$$

$$n = n_1 + n_2 + n_3 + n_4$$

Statistik uji G mengikuti distribusi *Chi-Squared* sehingga dibandingkan dengan nilai tabel *Chi-Squared* dengan derajat bebas v (v adalah jumlah prediktor dalam model), dengan daerah penolakan $G > \chi_{\alpha, v}^2$ atau $p\text{-value} < \alpha$.

2. Pengujian Hipotesis Secara Parsial

Hipotesis yang digunakan dalam pengujian secara parsial adalah sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_k = 0$$

$$H_1 : \beta_k \neq 0$$

Dimana $k=1, 2, \dots, r$; r = jumlah prediktor dalam model.

Statistik uji yang digunakan adalah statistik uji dengan metode Wald, dengan rumus sebagai berikut:

$$W^2 = \frac{\hat{\beta}_k^2}{(SE(\hat{\beta}_k))^2} \quad (2.10)$$

dimana $\hat{\beta}_i$ adalah penaksir parameter β_i dan $SE(\hat{\beta}_k)$ adalah *standard error*. $SE(\hat{\beta}_k)$ didapatkan dari akar $Var(\hat{\beta}_k)$. $Var(\hat{\beta}_k)$ didapat dari elemen diagonal dari matriks $-\mathbf{H}^{-1}(\boldsymbol{\beta})$.

Statistik uji W^2 mengikuti distribusi *Chi-Squared*, sehingga dibandingkan dengan $\chi_{(1, \alpha)}^2$.

2.1.3 Uji Kesesuaian Model

Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui kesesuaian suatu model. Statistik uji yang digunakan adalah *deviance*, uji hipotesis yang digunakan adalah:

$H_0 : \hat{\pi}_i = y_i$ atau model sesuai (tidak ada perbedaan yang nyata antara hasil observasi dengan kemungkinan hasil prediksi model)

$H_1 : \hat{\pi}_i \neq y_i$ atau model tidak sesuai (ada perbedaan yang nyata antara hasil observasi dengan kemungkinan hasil prediksi model)

Statistik uji dari hipotesis diatas adalah:

$$D = -2 \sum_{i=1}^n y_i \ln \left(\frac{\hat{\pi}_i}{y_i} \right) + (1 - y_{ij}) \ln \left(\frac{1 - \hat{\pi}_i}{1 - y_{ij}} \right) \quad (2.11)$$

Dengan $\hat{\pi}_i = \hat{\pi}(x_i)$ merupakan peluang observasi ke-i pada kategori ke-j. Derajat bebas yang digunakan adalah $(J-(p+1))$ dimana J merupakan jumlah kovariat dan p merupakan jumlah variabel prediktor.

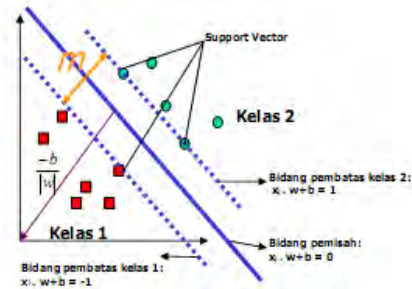
2.2 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah sistem pembelajaran yang menggunakan ruang hipotesis berupa fungsi-fungsi linear dalam sebuah fitur (*feature space*) berdimensi tinggi, digunakan dengan algoritma pembelajaran yang didasarkan pada teori optimasi dengan mengimplementasikan *learning bias* yang berasal dari metode statistik. Proses pembelajaran pada SVM bertujuan untuk mendapatkan hipotesis berupa bidang pemisah terbaik yang tidak hanya meminimalkan *empirical risk* yaitu rata-rata *error* pada data *training*, namun memiliki generalisasi yang baik. Generalisasi adalah kemampuan sebuah hipotesis untuk mengklasifikasikan data yang tidak terdapat dalam data *training* dengan benar (Vapnik, 1979, dalam Burger, 1998).

2.2.1 SVM Linier

1. The Separable Case

Linearly separable data merupakan data yang dapat dipisahkan secara linear. Misalkan $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ adalah dataset dan $y_i \in \{+1, -1\}$ adalah label kelas dari data x_i . Namun, bidang pemisah terbaik tidak hanya dapat memisahkan data tetapi juga memiliki margin paling besar.



Gambar 2.1 Bidang Pemisah Terbaik dengan Margin (m) terbesar.

Data yang berada pada bidang pembatas ini disebut *support vector*. Pada Gambar 2.1 dua kelas dapat dipisahkan oleh sepasang bidang pembatas yang sejajar. Bidang pembatas pertama membatasi kelas pertama sedangkan pembatas kedua membatasi kelas kedua, sehingga diperoleh:

$$\begin{aligned} x_i \cdot w + b &\geq +1, \text{ untuk } y_i = +1 \\ x_i \cdot w + b &\leq -1, \text{ untuk } y_i = -1 \end{aligned} \quad (2.12)$$

w adalah normal bidang dan b adalah posisi bidang relatif terhadap pusat koordinat. Nilai margin (jarak) antara bidang pembatas adalah $\frac{1-b-(-1-b)}{|w|} = \frac{2}{|w|}$. Nilai margin ini dimaksimalkan dengan tetap memenuhi persamaan (2.12). Dengan mengalikan b dan w dengan sebuah konstanta, akan dihasilkan nilai margin yang dikalikan dengan konstanta yang sama. Oleh karena itu *constraint* yang dapat dipenuhi dengan *rescaling* b dan w . Selain itu, karena memaksimalkan $\frac{1}{w}$ sama dengan meminimumkan $|w|^2$ dan jika kedua bidang pembatas pada (2.12) direpresentasikan dalam pertidaksamaan (2.13).

$$y_i(x_i \cdot w + b) - 1 \geq 0 \quad (2.13)$$

maka pencarian bidang pemisah terbaik dengan nilai margin terbesar didapatkan dengan meminimumkan $|w|^2$ dengan pembatas optimasi *constraint* (2.13).

Persoalan ini akan lebih mudah diselesaikan jika diubah ke dalam formula *lagrangian* yang menggunakan *lagrange*

multiplier. Dengan demikian permasalahan optimasi *constraint* dapat diubah menjadi:

$$L_p(\mathbf{w}, b, \alpha) \equiv \frac{1}{2} |\mathbf{w}|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w} + b) + \sum_{i=1}^n \alpha_i \quad (2.14)$$

dimana $\alpha_i \geq 0$ (nilai dari koefisien *lagrange*). Dengan meminimumkan L_p terhadap \mathbf{w} dan b , sehingga nilai L_p pada persamaan (2.14) diturunkan terhadap b sehingga didapatkan persamaan (2.15) dan diturunkan terhadap \mathbf{w} sehingga didapatkan persamaan (2.16).

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad (2.15)$$

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \mathbf{x}_i = 0 \quad (2.16)$$

Vektor \mathbf{w} sering kali bernilai besar (mungkin tak terhingga), tetapi nilai α_i terhingga, sehingga formula *lagrarian* L_p (*primal problem*) diubah kedalam *dual problem* L_p , dengan mensubstitusikan persamaan (2.15) dan (2.16) ke L_p diperoleh *dual problem* L_D dengan *constraint* (2.15).

$$L_D(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j \quad (2.17)$$

Dengan demikian, dapat diperoleh nilai α_i yang nantinya digunakan untuk menemukan \mathbf{w} . Terdapat nilai α_i untuk setiap data *training*. Data *training* yang memiliki nilai $\alpha_i > 0$ adalah *support vector* sedangkan sisanya memiliki nilai $\alpha_i = 0$. Dengan demikian fungsi keputusan yang dihasilkan hanya dipengaruhi oleh *support vector*.

Formula pencarian bidang pemisah terbaik ini adalah permasalahan *quadratic programming*, sehingga nilai maksimum global dari α_i , selalu dapat ditemukan. Setelah solusi permasalahan *quadratic programming* ditemukan (nilai α_i), maka klasifikasi dari data pengujian \mathbf{x} dapat ditentukan berdasarkan nilai dari fungsi keputusan.

$$f(\mathbf{x}_d) = \sum_{i=1}^{ns} \alpha_i y_i \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_d + b \quad (2.18)$$

\mathbf{x}_i merupakan *support vector*, ns =jumlah *support vector* dan \mathbf{x}_d adalah data yang akan diklasifikasikan (Burger, 1998).

2. *The Non-Separable Data*

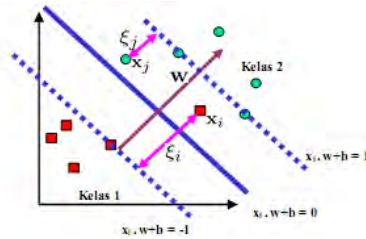
Klasifikasi data yang tidak dapat dipisahkan secara linear, maka formula SVM harus dimodifikasi, sehingga klasifikasi yang terbentuk lebih tepat. Oleh karena itu, kedua bidang pembatas harus diubah sehingga lebih fleksibel dengan penambahan variabel ξ_i ($\xi_i \geq 0, \forall_i$: $\xi_i = 0$ jika x_i diklasifikasikan dengan benar) menjadi $x_i \cdot w + b \geq +1 - \xi$ untuk kelas 1 dan $x_i \cdot w + b \leq -1 + \xi$ untuk kelas 2. Pencarian bidang pemisah terbaik dengan penambahan variabel ξ_i sering juga disebut *soft margin hyperplane* (Osuna, Freud, & Girosi, 1997). Dengan demikian formula pencarian bidang pemisah terbaik berubah menjadi:

$$\min \frac{1}{2} |w|^2 + C \left(\sum_{i=1}^n \xi_i \right)$$

Subject to

$$y_i(x_i \cdot w + b) \geq +1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \quad (2.19)$$

C adalah parameter yang menentukan besar penalti akibat kesalahan dalam klasifikasi data dan nilainya ditentukan oleh pengguna.



Gambar 2.2 *Soft Margin Hyperplane*

Selanjutnya, bentuk *primal problem* sebelumnya berubah menjadi:

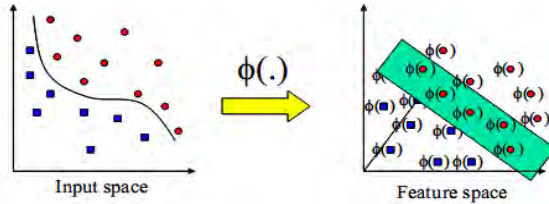
$$L_p(w, b, \alpha) \equiv \frac{1}{2} |w|^2 + C \left(\sum_{i=1}^n \xi_i \right) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{y_i(x_i \cdot w + b) - 1 + \xi_i\} + \sum_{i=1}^n \mu_i \xi_i \quad (2.20)$$

Pencarian bidang pemisah terbaik untuk klasifikasi data non-linear dilakukan dengan cara yang hampir sama dengan kasus dimana data dapat dipisahkan secara linear, dengan rentang

nilai $0 \geq \alpha_i \geq C$. *Instance* yang memiliki $\alpha_i = C$ disebut *bounded support vector*.

2.2.2 SVM Nonlinier

Metode untuk mengklasifikasi data yang tidak dapat dipisahkan dengan fungsi linear adalah dengan mentransformasi data ke dalam dimensi ruang fitur (*feature space*) sehingga dapat dipisahkan secara linear pada *feature space*.



Gambar 2.3 Transformasi dari *Vector Input* ke *Feature Space*

Cara untuk mengklasifikasikan data adalah dengan menggunakan fungsi transformasi $\mathbf{x}_k \rightarrow \phi(\mathbf{x}_k)$ kedalam *feature space* sehingga terdapat bidang pemisah yang dapat memisahkan data sesuai dengan kategorinya. Dengan menggunakan fungsi transformasi $\mathbf{x}_k \rightarrow \phi(\mathbf{x}_k)$, maka nilai $\mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \phi(\mathbf{x}_i)$ dan fungsi hasil pembelajaran yang dihasilkan adalah

$$f(\mathbf{x}_d) = \sum_{i=1}^{ns} \alpha_i y_i \phi(\mathbf{x}_i) \phi(\mathbf{x}_d) + b \quad (2.21)$$

Feature space dalam prakteknya biasanya memiliki dimensi yang lebih tinggi dari vektor input (*input space*). Hal ini mengakibatkan komputasi pada *feature space* mungkin sangat besar, karena ada kemungkinan *feature space* dapat memiliki jumlah *feature* yang tidak terhingga. Selain itu, sulit mengetahui fungsi transformasi yang tepat. *Kernel trick* digunakan dalam SVM untuk mengatasi masalah tersebut. Jika terdapat sebuah fungsi kernel K sehingga $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_d) = \phi(\mathbf{x}_i) \cdot \phi(\mathbf{x}_d)$, maka fungsi transformasi $\phi(\mathbf{x}_k)$ tidak perlu diketahui secara persis. Dengan demikian fungsi yang dihasilkan adalah:

$$f(\mathbf{x}_d) = \sum_{i=1}^{ns} \alpha_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_d) + b \quad (2.22)$$

Syarat sebuah fungsi untuk menjadi fungsi kernel adalah memenuhi teorema Mercer yang menyatakan bahwa matriks kernel yang dihasilkan harus bersifat *positive semi-definite*. Fungsi kernel yang umum digunakan adalah sebagai berikut:

a. *Kernel Linear*

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_d) = \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_d \quad (2.23)$$

b. *Polynomial Kernel*

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_d) = (\gamma \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_d + r)^p \quad (2.24)$$

c. *Radial Basis Function (RBF)*

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_d) = \exp(-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_d\|^2 / 2\sigma^2) \quad (2.25)$$

d. *Sigmoid Kernel*

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_d) = \tanh(\gamma \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_d - r) \quad (2.26)$$

Fungsi kernel yang direkomendasikan untuk diuji pertama kali adalah fungsi kernel RBF karena memiliki performansi yang sama dengan kernel linear pada parameter tertentu dan memiliki perilaku seperti kernel *sigmoid* dengan parameter tertentu.

Polynomial Kernel mempunyai *hyperparameters* yang lebih besar daripada kernel RBF, sehingga kesulitan numerik pada kernel RBF lebih sedikit. Poin utama adalah nilai kernel pada kernel RBF adalah $0 < K_{ij} \leq 1$, berbeda dengan kernel polinomial, dimana nilai kernel menuju takterhingga ($\gamma \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_d + r > 1$) atau nol ($\gamma \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_d + r < 1$) ketika derajatnya besar. Selain itu, kernel sigmoid tidak cocok untuk parameter yang terlalu sedikit (Hsu, Chang, & Lin, 2010).

2.2.3 Multi Class SVM

Ada dua pilihan untuk mengimplementasikan *multi class* SVM yaitu dengan menggabungkan beberapa SVM biner atau menggabungkan semua data yang terdiri dari beberapa kelas ke dalam sebuah bentuk permasalahan optimasi. Namun, pada pendekatan yang kedua permasalahan optimasi yang harus diselesaikan jauh lebih rumit. Metode *one-against-all* adalah metode yang dibangun berdasarkan k buah model SVM biner (k adalah jumlah kategori) (Weston & Watkins, 1998). Setiap model klasifikasi ke-i dilatih dengan menggunakan keseluruhan data,

untuk mencari solusi permasalahan (2.24). Contohnya, terdapat permasalahan klasifikasi dengan 4 buah SVM biner seperti pada Tabel 2.1 dan penggunaannya dalam mengklasifikasi data baru dapat dilihat pada Gambar 2.4.

$$\min_{w^i, b^i, \xi^i} \frac{1}{2} (w^i)^T w^i + c \sum_t \xi_t^i$$

Subject to

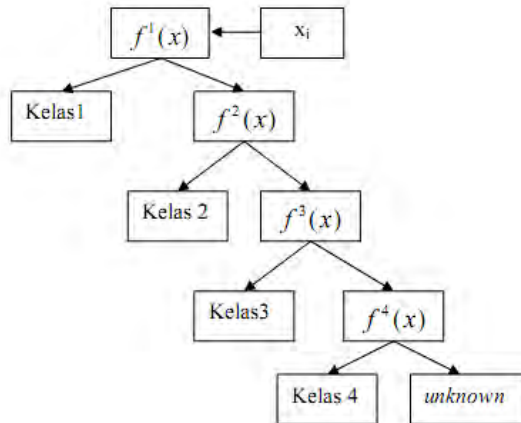
$$(w^i)^T \phi(x_t) + b^i \geq 1 - \xi_t^i \rightarrow y_t = i,$$

$$(w^i)^T \phi(x_t) + b^i \geq -1 + \xi_t^i \rightarrow y_t \neq i,$$

$$\xi_t^i \geq 0 \quad (2.27)$$

Tabel 2.1 Contoh 4 SVM Biner dengan Metode *One-Againts-All*

$y_i = 1$	$y_i = -1$	Hipotesis
Kelas 1	Bukan kelas 1	$f^1(x) = (w^1)x + b^1$
Kelas 2	Bukan kelas 2	$f^2(x) = (w^2)x + b^2$
Kelas 3	Bukan kelas 3	$f^3(x) = (w^3)x + b^3$
Kelas 4	Bukan kelas 4	$f^4(x) = (w^4)x + b^4$



Gambar 2.4 Contoh Klasifikasi dengan Metode *One-Againts-All*

2.3 Ketepatan Klasifikasi

Ketepatan klasifikasi dapat ditentukan menggunakan nilai yang terdapat dalam *confussion matrix* berikut ini.

Tabel 2.2 *Confussion Matrix*

Pengelompokan <i>actual</i>	Kelompok Predisi	
	I (<i>Negative</i>)	II (<i>Positive</i>)
<i>Negative</i>	<i>True Negative</i> (TN)	<i>False Positive</i> (FP)
<i>Positive</i>	<i>False Negative</i> (FN)	<i>True Positive</i> (TP)

Dengan menggunakan tabel 2.2 maka tingkat akurasi suatu klasifikasi dapat diukur sebagai berikut:

$$\text{Classification accuracy (\%)} = \frac{TN+TP}{TP+FP+FN+TN} \quad (2.28)$$

2.4 Status Gizi

Status gizi adalah posisi atau peringkat yang didefinisikan secara sosial yang diberikan kepada kelompok atau anggota oleh orang lain. Status gizi adalah keadaan tubuh yang diakibatkan oleh konsumsi, penyerapan dan penggunaan. Zat gizi disebut juga *nutrient*, sari makanan yang penting untuk kesehatan tubuh meliputi karbohidrat, protein, lemak, vitamin dan mineral. Status gizi merupakan keadaan tubuh sebagai akibat konsumsi makanan dan penggunaan zat gizi. Status gizi adalah sebagai ekskresi dari keadaan keseimbangan atau perwujudan dari *nutriture* dalam bentuk variabel tertentu.

Status gizi yang digunakan adalah kriteria status gizi yang digunakan Kementerian Kesehatan RI yang diukur berdasarkan indikator IMT/U. Nilai IMT dapat dihitung berdasarkan rumus sebagai berikut:

$$\text{IMT} = \frac{\text{Berat Badan (kg)}}{\text{Tinggi Badan (m)} \times \text{Tinggi Badan (m)}} \quad (2.29)$$

Penentuan status gizi ditentukan berdasarkan nilai ambang batas dengan menentukan nilai *Z-score* atau standard deviasi (SD). *Z-score* merupakan indeks antropometri yang digunakan secara internasional untuk menentukan status gizi dan pertumbuhan yang diekspresikan sebagai satuan standard deviasi (SD) populasi rujukan (Riskesdas, 2013). Berikut ini adalah kategori status gizi anak berdasarkan IMT/U yang digunakan:

- Sangat Kurus : < -3 SD
- Kurus : -3 SD sampai dengan < -2 SD

- Normal : -2 SD sampai dengan 1 SD
- Gemuk : >1 SD sampai dengan 2 SD
- Obesitas : >2 SD

Penentuan status gizi berdasarkan IMT/U dibedakan antara anak laki-laki dan perempuan. Berikut adalah standard IMT menurut umur (IMT/U).

Tabel 2.3 Standard IMT/U Laki-laki

Umur		Indeks Massa Tubuh						
Tahun	Bulan	-3 SD	-2 SD	-1 SD	Median	1 SD	2 SD	3 SD
6	0	12,1	13,0	14,1	15,3	16,8	18,6	20,8
6	1	12,1	13,0	14,1	15,3	16,8	18,6	20,8
6	2	12,1	13,1	14,1	15,3	16,8	18,6	20,9
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
9	0	12,6	13,5	14,6	16,0	17,9	20,5	24,3
9	1	12,6	13,5	14,6	16,1	17,9	20,5	24,4
9	2	12,6	13,5	14,7	16,1	18,0	20,6	24,6
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
12	0	13,4	14,5	15,8	17,5	19,9	23,6	30,0
12	1	13,4	14,5	15,8	17,6	20,0	23,7	30,1
12	2	13,5	14,5	15,9	17,6	20,1	23,8	30,3

Tabel 2.4 Standard IMT/U Perempuan

Umur		Indeks Massa Tubuh						
Tahun	Bulan	-3 SD	-2 SD	-1 SD	Median	1 SD	2 SD	3 SD
6	0	12,1	13,0	14,1	15,3	16,8	18,5	20,7
6	1	12,1	13,0	14,1	15,3	16,8	18,6	20,8
6	2	12,2	13,1	14,1	15,3	16,8	18,6	20,8
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
9	0	12,6	13,5	14,6	16,0	17,9	20,5	24,3
9	1	12,6	13,5	14,6	16,1	18,0	20,5	24,4
9	2	12,6	13,5	14,7	16,1	18,0	20,6	24,6
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
12	0	13,4	14,5	15,8	17,5	19,9	23,6	30,0
12	1	13,4	14,5	15,8	17,6	20,0	23,7	30,1
12	2	13,5	14,5	15,9	17,6	20,1	23,8	30,3

Berdasarkan Tabel 2.3 dan 2.4, dapat diketahui bahwa antara laki-laki dan perempuan, standard IMT/U terdapat perbedaan. Sehingga pemodelan dan pengklasifikasi status gizinya dibedakan antara laki-laki dan perempuan.

2.4.1 Faktor Penyebab Status Gizi

Penyebab perbedaan status gizi belum diketahui secara pasti. Perbedaan status gizi merupakan kejadian multifaktoral yang diduga bahwa sebagian besar terjadinya perbedaan status gizi disebabkan oleh karena interaksi antara faktor genetik dan faktor lingkungan, antara lain aktivitas, gaya hidup, sosial ekonomi dan nutrisi (Heird (2002) dalam Parengkuan, Mayulu, & Ponidjan (2013)).

1. Faktor Genetik

Parental fatness merupakan faktor genetik yang berperan besar. Pada kasus obesitas, bila kedua orang tua obesitas, 80% anaknya menjadi obesitas. Bila salah satu orang tua obesitas, kejadian obesitas menjadi 40% dan bila kedua orang tua tidak obesitas, prevalensi menjadi 14% (Mustofa, 2010). Faktor genetik meskipun diduga juga berperan terhadap resiko obesitas tetapi tidak dapat menjelaskan terjadinya peningkatan prevalensi kegemukan dan obesitas (Kementrian Kesehatan RI, 2012).

2. Faktor Lingkungan

a. Aktivitas Fisik

Aktivitas fisik merupakan salah satu faktor yang dapat meningkatkan kebutuhan energi, sehingga apabila aktivitas fisik rendah maka kemungkinan terjadinya obesitas akan meningkat. Hal ini dikarenakan kurangnya pembakaran lemak dan sedikitnya energi yang dipergunakan (Mustofa, 2010).

b. Gaya Hidup

Kecenderungan anak-anak sekarang suka makan “*fast food*” yang berkalori tinggi seperti hamburger, pizza, ayam goreng dengan kentang goreng, es krim, aneka macam mie, dan lain-lain, yang menyebabkan obesitas (Soetjaningsih, 1995).

c. Sosial Ekonomi

Perubahan pengetahuan, sikap, perilaku dan gaya hidup, pola makan, serta peningkatan pendapatan mempengaruhi pemilihan jenis dan jumlah makanan yang dikonsumsi (Parengkuan, Mayulu, & Ponidjan, 2013).

d. Nutrisi

Faktor-faktor yang berpengaruh dari asupan makanan yang menyebabkan perbedaan status gizi adalah kuantitas, porsi sekali makan, kepadatan energi dari makanan yang dimakan, kebiasaan makan (Putri, 2011).

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB III METODELOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan adalah data sekunder yang diperoleh dari Riskesdas tahun 2010 yang dilaksanakan oleh Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan (Litbangkes), Kementerian Kesehatan RI tentang Status Gizi Anak Umur 6-12 tahun. Dengan jumlah data untuk laki-laki 17144 dan perempuan 16282.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini diberikan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1. Variabel Penelitian

Variabel Respon (Y)	Kategori	Skala
Status Gizi	1 = Sangat Kurus 2 = Kurus 3 = Normal 4 = Gemuk 5 = Obesitas	Ordinal
Variabel Prediktor (X)	Kategori	Skala
Jumlah Konsumsi (X_1)		Rasio
Usia (X_2)		Rasio
Pekerjaan Kepala Keluarga (X_3)	1 = Tidak bekerja 2 = Sekolah 3 = TNI/POLRI 4 = PNS/Pegawai 5 = Wiraswasta/layan jasa/dagang 6 = Petani 7 = Nelayan 8 = Buruh 9 = Lainnya	Nominal
Tempat Tinggal (X_4)	1 = Kota 2 = Desa	Nominal

Tabel 3.1. Variabel Penelitian (lanjutan)

Variabel Prediktor (X)	Kategori	Skala
Konsumsi Energi Per-hari (X ₅)	1 = < 70 % AKG 2 = ≥ 70 % AKG	Ordinal
Konsumsi Protein Per-hari (X ₆)	3 = < 80 % AKG 4 = ≥ 80 % AKG	Ordinal
Konsumsi Karbohidrat Per-hari (X ₇)	1 = < 50 % kebutuhan energi 2 = 50-60 % kebutuhan energi 3 = > 60 % kebutuhan energi	Ordinal
Konsumsi Lemak Per-hari (X ₈)	1 = < 10 % kebutuhan energi 2 = 10-25 % kebutuhan energi 3 = > 25 % kebutuhan energi	Ordinal
Konsumsi Serat Per-hari (X ₉)	1 = < 25 gram 2 = 25-35 gram 3 = > 35 gram	Ordinal

Definisi Operasional

Y : Status gizi berdasarkan IMT/U.

X₁ : Jumlah makanan yang dikonsumsi dalam satuan ons.

X₂ : Umur dihitung sejak tahun lahir sampai dengan tahun terakhir.

X₃ : Pekerjaan formal/jenjang yang pernah diselesaikan oleh kepala keluarga dari individu yang diamati.

X₄ : Tipe desa tempat tinggal (perkotaan atau pedesaan)

X₅ : Total energi yang dikonsumsi dibandingkan dengan Angka Kecukupan Gizi (AKG) berdasarkan makanan yang dikonsumsi dan dikategorikan menurut kategori Pedoman Umum Gizi Seimbang (PUGS).

X₆ : Total protein yang dikonsumsi dibandingkan dengan Angka Kecukupan Gizi (AKG) berdasarkan makanan yang dikonsumsi dan dikategorikan menurut kategori Pedoman Umum Gizi Seimbang (PUGS).

X_7 : Total karbohidrat yang dikonsumsi dibandingkan dengan Angka Kecukupan Gizi (AKG) berdasarkan makanan yang dikonsumsi dan dikategorikan menurut kategori Pedoman Umum Gizi Seimbang (PUGS).

X_8 : Total lemak yang dikonsumsi dibandingkan dengan Angka Kecukupan Gizi (AKG) berdasarkan makanan yang dikonsumsi dikategorikan menurut kategori Pedoman Umum Gizi Seimbang (PUGS).

X_9 : Total serat yang dikonsumsi dibandingkan dengan Angka Kecukupan Gizi (AKG) berdasarkan makanan yang dikonsumsi dikategorikan menurut kategori Pedoman Umum Gizi Seimbang (PUGS).

3.3 Langkah Analisis

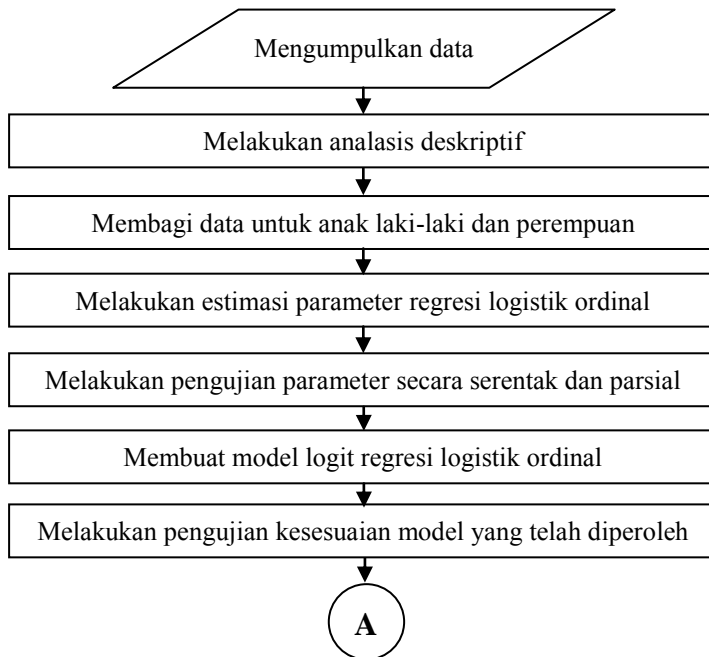
Tahapan dan langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini adalah.

1. Melakukan pengumpulan data sekunder dari hasil Riset Kesehatan Dasar (RISKESDAS) 2010.
2. Membagi data menjadi 2, yaitu data untuk anak laki-laki dan perempuan.
3. Melakukan analisis deskriptif pada data anak usia 6-12 tahun.
4. Melakukan pemodelan menggunakan regresi logistik ordinal untuk mengetahui faktor yang berpengaruh.
 - a. Melakukan estimasi parameter.
 - b. Melakukan pengujian parameter secara serentak dan parsial untuk mengetahui variabel yang berpengaruh dalam model.
 - c. Membuat model logit.
 - d. Melakukan pengujian kesesuaian model yang telah diperoleh.
 - e. Menghitung ketepatan klasifikasi.
5. Membagi data *training* dan *testing* dengan proporsi 50:50 dan 70:30.
6. Melakukan klasifikasi tingkat obesitas pada anak usia 6-12 tahun dengan *Support Vector Machine* (SVM) dengan

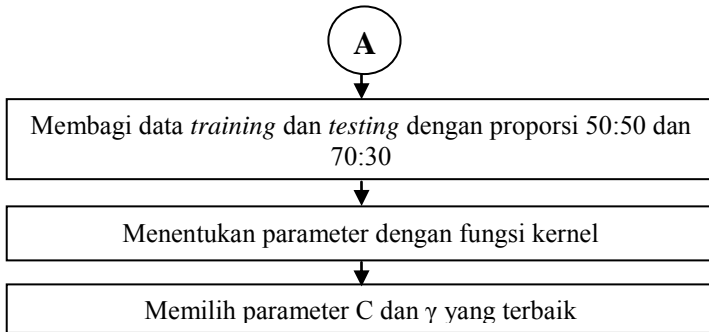
menggunakan variabel yang signifikan pada model regresi logistik ordinal.

- a. Melakukan transformasi data sesuai dengan format program SVM, dengan menggunakan data dari variabel yang berpengaruh dalam model regresi logistik ordinal.
- b. Menentukan nilai-nilai parameter $C=10$, 100, dan 1000, sekaligus menentukan parameter fungsi kernel RBF dengan $\sigma=1$, 2, 3.
- c. Memilih parameter C dan γ yang terbaik, berdasarkan nilai ketepatan klasifikasi.

Tahapan metode analisis selengkapnya disajikan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Langkah Analisis



Gambar 3.1 Langkah Analisis (Lanjutan)

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB IV

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini akan dijelaskan analisis data yang membahas tentang status gizi anak usia 6-12 tahun di Indonesia dengan menggunakan pemodelan regresi logistik ordinal dan *Support Vector Mechine* (SVM). Analisis pembahasan dimulai dengan analisis deskriptif, kemudian pemodelan variabel prediktor yang berpengaruh terhadap status gizi, dan selanjutnya dilakukan klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Mechine* (SVM).

4.1 Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif digunakan untuk mengetahui gambaran secara deskriptif karakteristik anak usia 6-12 tahun di Indonesia. Berikut ini adalah statistika deskriptif dari karakteristik anak usia 6-12 tahun di Indonesia. Kategori yang digunakan untuk klasifikasi status gizi berbeda untuk masing-masing jenis kelamin, sehingga deskripsi yang digunakan dibedakan berdasarkan jenis kelamin, dengan jumlah data pengamatan 17144 untuk anak laki-laki dan 16282 untuk anak perempuan.

Tabel 4.1 Jumlah Anak Usia 6-12 Tahun Berdasarkan Status Gizi.

		Status Gizi					Total
		Sangat Kurus	Kurus	Normal	Gemuk	Obesitas	
Jenis Kelamin	Laki laki	970	1485	10454	2051	2184	17144
	Perempuan	672	1073	11028	2036	1473	16282
Total		1642	2558	21482	4087	3657	33426

Berdasarkan Tabel 4.1, maka dapat diketahui bahwa jumlah anak usia 6-12 tahun berdasarkan status gizi yang tertinggi adalah anak dengan kategori normal, dimana 10454 anak dari 17144 anak laki-laki usia 6-12 tahun merupakan anak dengan kategori normal dan 11024 anak dari 16282 anak perempuan usia 6-12 tahun merupakan anak dengan kategori normal. Sedangkan untuk kategori obesitas jumlahnya adalah 2184 kasus dari 17144 anak laki-laki, dan 1473 kasus dari 16282 anak perempuan.

Tabel 4.2 Jumlah Anak Usia 6-12 Tahun Berdasarkan Status Pekerjaan Kepala Keluarga.

		Pekerjaan Kepala Keluarga									Total
		Tidak Kerja	Sekolah	TNI/Polri	PNS/Pegawai	Wiraswasta/Layan Jasa/Dagang	Petani	Nelayan	Buruh	Lainnya	
Jenis Kelamin	Laki-laki	762	21	147	1713	5297	5371	383	2818	632	17144
	Perempuan	730	19	155	1529	5066	5069	356	2686	672	16282
Total		1492	40	302	3242	10363	10440	739	5504	1304	33426

Anak usia 6-12 tahun di Indonesia mayoritas merupakan anak yang berasal dari keluarga dengan kepala keluarga petani, dengan jumlah sebesar 5371 anak untuk kategori laki-laki, dan 5069 anak untuk kategori perempuan. Sedangkan yang minoritas merupakan anak yang berasal dari keluarga dengan kepala keluarga yang masih sekolah dengan jumlah 21 anak untuk kategori laki-laki dan 19 anak untuk kategori perempuan.

Tabel 4.3 Jumlah Anak Usia 6-12 Tahun Berdasarkan Daerah Tempat Tinggal

		Daerah		Total
		Perkotaan	Pedesaan	
Jenis Kelamin	Laki-laki	8103	9041	17144
	Perempuan	7798	8484	16282
Total		15901	17525	33426

Berdasarkan Tabel 4.3, maka dapat diketahui bahwa anak usia 6-12 tahun di Indonesia mayoritas adalah anak yang tinggal di daerah pedesaan dengan jumlah sebanyak 9041 untuk anak laki-laki dan 8484 untuk anak perempuan, sedangkan untuk anak yang tinggal di daerah perkotaan jumlahnya adalah 8103 untuk anak laki-laki dan 7798 untuk anak perempuan.

Tabel 4.4 Jumlah Anak Usia 6-12 Tahun Berdasarkan Konsumsi Energi

		Konsumsi Energi		Total
		<70% AKG	>=70% AKG	
Jenis Kelamin	Laki-laki	11513	5631	17144
	Perempuan	11183	5099	16282
Total		22696	10730	33426

Berdasarkan Tabel 4.4 dapat diketahui bahwa konsumsi makanan anak laki-laki usia 6-12 tahun di Indonesia, sebanyak 11513 anak mengkonsumsi energi kurang dari 70% dari Angka Kecukupan Gizi (AKG). Jumlah ini lebih banyak dibandingkan dengan jumlah anak yang mengkonsumsi energi lebih besar atau sama dengan 70% dari AKG yaitu 5631 anak. Hal yang serupa juga ditemukan pada anak perempuan, dimana jumlah anak yang mengkonsumsi energi kurang dari 70% AKG (11183 kasus) lebih banyak dibandingkan dengan anak yang mengkonsumsi energi lebih dari atau sama dengan 70% AKG (5099). Menurut Panduan Umum Gizi Seimbang untuk memenuhi kebutuhan energi, maka energi yang dikonsumsi minimal adalah 70% dari AKG.

Tabel 4.5 Jumlah Anak Usia 6-12 Tahun Berdasarkan Konsumsi Protein

		Konsumsi Protein		Total
		<80% Protein AKG	>=80% Protein AKG	
Jenis Kelamin	Laki-laki	6667	10477	17144
	Perempuan	6499	9783	16282
Total		13166	20260	33426

Berdasarkan Tabel 4.5 dapat diketahui bahwa konsumsi makanan anak laki-laki usia 6-12 tahun di Indonesia, sebanyak 10477 anak mengkonsumsi protein lebih besar atau sama dengan 80% dari protein yang dianjurkan dalam Angka Kecukupan Gizi (AKG). Jumlah ini lebih banyak dibandingkan dengan jumlah anak yang mengkonsumsi protein kurang dari 80% dari protein AKG yaitu 6667 anak. Hal yang serupa juga ditemukan pada anak perempuan, dimana jumlah anak yang mengkonsumsi protein lebih besar atau sama dengan 80% protein AKG (9783 kasus) lebih banyak dibandingkan dengan anak yang mengkonsumsi protein kurang dari 80% protein AKG (6499). Menurut Panduan

Umum Gizi Seimbang untuk memenuhi kebutuhan protein, maka protein yang dikonsumsi harus 80% dari protein yang tercantum dalam AKG.

Tabel 4.6 Jumlah Anak Usia 6-12 Tahun Berdasarkan Konsumsi Lemak

		Kode Lemak			Total
		<10 % Energi	10-25 % Energi	>25 % Energi	
Jenis Kelamin	Laki-laki	2098	6015	9031	17144
	Perempuan	1901	5745	8636	16282
Total		3999	11760	17667	33426

Berdasarkan Tabel 4.6 dapat diketahui bahwa konsumsi makanan anak laki-laki usia 6-12 tahun di Indonesia, sebanyak 9031 anak mengkonsumsi lemak lebih besar dari 25% energi. Jumlah ini lebih banyak dibandingkan dengan jumlah anak yang mengkonsumsi lemak sama dengan 10-25% energi yaitu 6015 anak dan anak yang mengkonsumsi lemak kurang dari 10% energi yaitu 2098 anak. Hal yang serupa juga ditemukan pada anak perempuan, dimana jumlah anak yang mengkonsumsi lemak lebih besar dari 25% energi (8636 kasus) lebih banyak dibandingkan dengan anak yang mengkonsumsi lemak sama dengan 10-25% energi (5745 kasus) dan anak yang mengkonsumsi lemak kurang dari 10% energi (1901 kasus). Menurut Panduan Umum Gizi Seimbang untuk memenuhi kebutuhan lemak, maka lemak yang dikonsumsi harus 10-25% energi.

Tabel 4.7 Jumlah Anak Usia 6-12 Tahun Berdasarkan Konsumsi Karbohidrat

		Konsumsi Karbohidrat			Total
		< 50 % Energi	50-60 % Energi	> 60 % Energi	
Jenis Kelamin	Laki-laki	3396	4344	9404	17144
	Perempuan	3314	4076	8892	16282
Total		6710	8420	18296	33426

Berdasarkan Tabel 4.7 dapat diketahui bahwa konsumsi makanan anak laki-laki usia 6-12 tahun di Indonesia, sebanyak 9404 anak mengkonsumsi karbohidrat lebih besar dari 60% energi. Jumlah ini lebih banyak dibandingkan dengan jumlah anak yang mengkonsumsi energi sama dengan 50-60% energi yaitu 4344 anak dan anak yang mengkonsumsi energi kurang dari 50% energi yaitu 3396 anak. Hal yang serupa juga ditemukan pada anak perempuan, dimana jumlah anak yang mengkonsumsi karbohidrat lebih besar dari 60% energi (8892 kasus) lebih banyak dibandingkan dengan anak yang mengkonsumsi karbohidrat sama dengan 50-60% energi (4076 kasus) dan anak yang mengkonsumsi karbohidrat kurang dari 50% energi (3314 kasus). Menurut Panduan Umum Gizi Seimbang untuk memenuhi kebutuhan karbohidrat, maka karbohidrat yang dikonsumsi harus 50-60% energi.

Tabel 4.8 Jumlah Anak Usia 6-12 Tahun Berdasarkan Konsumsi Serat

		Konsumsi Serat			Total
		< 25 gram	25-35 gram	> 35 gram	
Jenis Kelamin	Laki-laki	17091	31	22	17144
	Perempuan	16228	29	25	16282
Total		33319	60	47	33426

Berdasarkan Tabel 4.8 dapat diketahui bahwa konsumsi makanan anak laki-laki usia 6-12 tahun di Indonesia, sebanyak 17091 anak mengkonsumsi serat kurang dari 25 gram. Jumlah ini lebih banyak dibandingkan dengan jumlah anak yang mengkonsumsi serat sama dengan 25-35 gram yaitu 31 anak dan anak yang mengkonsumsi serat lebih dari 35 gram yaitu 22 anak. Hal yang serupa juga ditemukan pada anak perempuan, dimana jumlah anak yang mengkonsumsi serat kurang dari 25 gram (16228 kasus) lebih banyak dibandingkan dengan anak yang mengkonsumsi serat sama dengan 25-35 gram (29 kasus) dan anak yang mengkonsumsi serat lebih dari 35 gram (25 kasus). Menurut Panduan Umum Gizi Seimbang untuk memenuhi kebutuhan serat, maka serat yang dikonsumsi harus 25-35 gram.

4.2 Analisis Status Gizi Pada Anak Laki-laki Usia 6-12 Tahun di Indonesia Dengan Menggunakan Regresi Logistik Ordinal

Faktor-faktor yang mempengaruhi status gizi pada anak usia 6-12 tahun dapat diketahui melalui analisis menggunakan model regresi logistik ordinal baik menggunakan analisis secara serentak maupun parsial. Variabel respon yang digunakan dalam analisis ini adalah status gizi dari anak laki-laki usia 6-12 tahun, yaitu sangat kurus, kurus, normal, gemuk, dan obesitas. Sedangkan, untuk variabel prediktornya adalah pekerjaan kepala keluarga, daerah, usia, jumlah konsumsi, konsumsi energi, konsumsi protein, konsumsi lemak, konsumsi karbohidrat, dan konsumsi serat.

4.2.1 Model Regresi Logistik Ordinal Secara Serentak

Langkah pertama dalam regresi logistik ordinal, adalah membuat model regresi ordinal secara serentak. Pembentukan model ini untuk mengetahui variabel prediktor yang digunakan pada analisis status gizi pada anak laki-laki usia 6-12 tahun berpengaruh signifikan atau tidak.

Uji Serentak

Hasil analisis regresi logistik ordinal secara serentak dapat dilihat pada Tabel 4.9. Hipotesis yang digunakan adalah pengujian secara serentak sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_{19} = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_k \neq 0 ; k=1, 2, \dots, 19$$

Daerah kritis:

$$\text{Tolak } H_0 \text{ jika nilai } G > \chi^2_{(0,05;19)} = 30,144$$

Tabel 4.9 Uji Serentak (Laki-laki)

Model	G	Chi-Squared	Df	Sig.
Final	29218,771	214,860	19	0,000

Berdasarkan Tabel 4.9 dapat diketahui bahwa nilai G sebesar 29218,771, sehingga dapat disimpulkan tolak H_0 karena nilai $G > \chi^2_{(\alpha;df)}$. Dengan demikian maka dapat diketahui bahwa

ada variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap status gizi pada anak laki-laki usia 6-12 tahun.

Uji Parsial

Hasil dari pengujian secara parsial yang digunakan untuk mengetahui variabel prediktor yang berpengaruh dapat dilihat pada Tabel 4.10. Hipotesis yang digunakan adalah pengujian secara serentak sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_k = 0$$

$$H_1 : \beta_k \neq 0 \text{ dengan } i=1, 2, \dots, 19$$

Daerah kritis:

Tolak H_0 jika nilai $W^2 > \chi^2_{(0,05;1)} = 3,841$.

Tabel 4.10 Uji Parsial (Laki-laki)

Variabel	Koefisien	Wald	<i>p-value</i>	Kesimpulan
Const (1)	-3,299	54,816	0,000	Tolak H_0
Const (2)	-2,271	26,057	0,000	Tolak H_0
Const (3)	0,661	2,212	0,137	Gagal tolak H_0
Const (4)	1,477	11,039	0,001	Tolak H_0
X_1	-0,013	5,496	0,019	Tolak H_0
X_2	-0,067	74,558	0,000	Tolak H_0
$X_3(1)$	-0,028	0,067	0,796	Gagal tolak H_0
$X_3(2)$	0,731	3,021	0,082	Gagal tolak H_0
$X_3(3)$	0,440	6,168	0,013	Tolak H_0
$X_3(4)$	0,174	3,591	0,058	Gagal tolak H_0
$X_3(5)$	0,099	1,425	0,233	Gagal tolak H_0
$X_3(6)$	0,027	0,104	0,748	Gagal tolak H_0
$X_3(7)$	-0,232	3,232	0,072	Gagal tolak H_0
$X_3(8)$	-0,139	2,532	0,112	Gagal tolak H_0
$X_4(1)$	0,180	26,619	0,000	Tolak H_0
$X_5(1)$	-0,063	2,682	0,101	Gagal tolak H_0
$X_6(1)$	0,017	0,190	0,663	Gagal tolak H_0
$X_7(1)$	-0,022	0,132	0,716	Gagal tolak H_0
$X_7(2)$	-0,016	0,112	0,738	Gagal tolak H_0
$X_8(1)$	0,158	8,354	0,004	Tolak H_0
$X_8(2)$	0,070	2,006	0,157	Gagal tolak H_0

Tabel 4.10 Uji Parsial (Laki-laki) (lanjutan)

Variabel	Koefisien	Wald	<i>p-value</i>	Kesimpulan
X ₉ (1)	0,163	0,147	0,702	Gagal tolak H₀
X ₉ (2)	-0,280	0,256	0,613	Gagal tolak H₀

Berdasarkan Tabel 4.10 dapat diketahui bahwa variabel yang berpengaruh secara signifikan terhadap status gizi anak laki-laki usia 6-12 tahun adalah X₁ (jumlah konsumsi), X₂ (usia), dan X₄ (daerah). Selanjutnya dilakukan uji signifikansi variabel secara individu, sehingga didapatkan hasil sebagai berikut.

Hipotesis :

$$H_0 : \beta_k = 0$$

$$H_0 : \beta_k \neq 0 \text{ dengan } k=1, 2, \dots, 19$$

Tolak H₀ jika nilai $W^2 > \chi^2_{(0,05;1)}=3,841$.

Tabel 4.11 Uji Individu (Laki-laki)

Variabel	Koefisien	Wald	<i>p-value</i>	Kesimpulan
Const (1)	-2,847	1931,136	0,000	Tolak H ₀
Const (2)	-1,822	927,899	0,000	Tolak H ₀
Const (3)	1,081	343,807	0,000	Tolak H ₀
Const (4)	1,003	990,571	0,000	Tolak H ₀
X ₁	-0,003	0,354	0,552	Gagal tolak H₀
Const (1)	-3,425	1974,279	0,000	Tolak H ₀
Const (2)	-2,398	1086,506	0,000	Tolak H ₀
Const (3)	0,515	54,668	0,000	Tolak H ₀
Const (4)	1,326	350,146	0,000	Tolak H ₀
X ₂	-0,067	77,494	0,000	Tolak H ₀
Const (1)	-2,822	1128,250	0,000	Tolak H ₀
Const (2)	-1,798	501,031	0,000	Tolak H ₀
Const (3)	1,118	199,295	0,000	Tolak H ₀
Const (4)	1,931	574,524	0,000	Tolak H ₀
X ₃ (1)	-0,057	0,283	0,595	Gagal tolak H₀
X ₃ (2)	0,706	2,816	0,093	Gagal tolak H₀
X ₃ (3)	0,485	7,497	0,006	Tolak H ₀
X ₃ (4)	0,200	4,723	0,030	Tolak H ₀
X ₃ (5)	0,111	1,787	0,181	Gagal tolak H₀
X ₃ (6)	-0,082	0,973	0,324	Gagal tolak H₀
X ₃ (7)	-0,301	5,467	0,019	Tolak H ₀

Tabel 4.11 Uji Individu (Laki-laki) (lanjutan)

Variabel	Koefisien	Wald	<i>p-value</i>	Kesimpulan
$X_3(8)$	-0,148	2,888	0,089	Gagal tolak H_0
Const (1)	-2,713	5808,656	0,000	Tolak H_0
Const (2)	-1,688	4351,599	0,000	Tolak H_0
Const (3)	1,223	2766,782	0,000	Tolak H_0
Const (4)	2,035	5453,605	0,000	Tolak H_0
$X_4(1)$	0,225	55,422	0,000	Tolak H_0
Const (1)	-2,871	5235,163	0,000	Tolak H_0
Const (2)	-1,846	3569,813	0,000	Tolak H_0
Const (3)	1,058	1460,149	0,000	Tolak H_0
Const (4)	1,868	3581,429	0,000	Tolak H_0
$X_5(1)$	-0,084	6,899	0,009	Tolak H_0
Const (1)	-2,855	6516,342	0,000	Tolak H_0
Const (2)	-1,830	5303,735	0,000	Tolak H_0
Const (3)	1,075	2560,569	0,000	Tolak H_0
Const (4)	1,885	5385,565	0,000	Tolak H_0
$X_6(1)$	-0,103	10,985	0,001	Tolak H_0
Const (1)	-2,882	6295,742	0,000	Tolak H_0
Const (2)	-1,857	4937,758	0,000	Tolak H_0
Const (3)	1,050	2177,740	0,000	Tolak H_0
Const (4)	1,860	4854,143	0,000	Tolak H_0
$X_7(1)$	-0,172	12,756	0,000	Tolak H_0
$X_7(2)$	-0,126	14,686	0,000	Tolak H_0
Const (1)	-2,746	5984,108	0,000	Tolak H_0
Const (2)	-1,721	4585,254	0,000	Tolak H_0
Const (3)	1,187	2730,230	0,000	Tolak H_0
Const (4)	1,998	5452,075	0,000	Tolak H_0
$X_8(1)$	0,219	30,923	0,000	Tolak H_0
$X_8(2)$	0,110	9,162	0,002	Tolak H_0
Const (1)	-2,625	38,228	0,000	Tolak H_0
Const (2)	-1,600	14,254	0,000	Tolak H_0
Const (3)	1,303	9,457	0,002	Tolak H_0
Const (4)	2,113	24,827	0,000	Tolak H_0
$X_9(1)$	0,190	0,200	0,655	Gagal tolak H_0
$X_9(2)$	-0,228	0,169	0,681	Gagal tolak H_0

Berdasarkan Tabel 4.11 dapat diketahui bahwa variabel prediktor yang signifikan adalah X_2 (usia), X_3 (pekerjaan kepala keluarga), X_4 (daerah), X_5 (konsumsi energi), X_6 (konsumsi protein), X_7 (konsumsi lemak), dan X_8 (karbohidrat). Sehingga dari hasil tersebut maka dilakukan analisis regresi logistik ordinal secara serentak dengan menggunakan variabel tersebut. Namun, untuk variabel X_1 (Jumlah Konsumsi), pada pengujian secara parsial pada model berganda (Tabel 4.10), didapatkan kesimpulan bahwa X_1 signifikan terhadap model, namun ketika dimodelkan secara individu, X_1 tidak signifikan dalam model individu (Tabel 4.11). Oleh karena itu, variabel X_1 tetap dimasukkan dalam model berganda, bersama dengan variabel lain yang berpengaruh signifikan ketika pengujian secara individu.

4.2.2 Model Regresi Logistik Ordinal Berganda

Setelah dilakukan uji signifikan secara individu maka dilakukan uji serentak kembali dengan menggunakan 7 variabel berpengaruh yaitu X_1 (jumlah konsumsi), X_2 (usia), X_3 (pekerjaan kepala keluarga), X_4 (daerah), X_5 (konsumsi energi), X_6 (konsumsi protein), X_7 (konsumsi lemak), dan X_8 (karbohidrat). Variabel-variabel ini akan digunakan untuk membentuk model akhir regresi logistik ordinal secara serentak.

Hasil analisis regresi logistik ordinal secara serentak dapat dilihat pada Tabel 4.12, dengan hipotesis pengujian sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_{17} = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_k \neq 0 ; k=1, 2, \dots, 17$$

Daerah kritis:

$$\text{Tolak } H_0 \text{ jika nilai } G > \chi^2_{(0,05;17)} = 27,587$$

Tabel 4.12 Uji Serentak Variabel Prediktor yang Berpengaruh (Laki-laki)

Model	G	Chi-Squared	Df	Sig.
Final	29181,457	213,092	17	0,000

Berdasarkan Tabel 4.12 dapat diketahui bahwa nilai G sebesar 29181,457, sehingga dapat disimpulkan tolak H_0 karena

nilai $G > \chi^2_{(\alpha;df)}$. Dengan demikian maka dapat diketahui bahwa ada variabel prediktor yaitu X_1 (jumlah konsumsi), X_2 (usia), X_3 (pekerjaan kepala keluarga), X_4 (daerah), X_5 (konsumsi energi), X_6 (konsumsi protein), X_7 (konsumsi lemak), dan X_8 (karbohidrat) yang berpengaruh secara signifikan terhadap status gizi pada anak laki-laki usia 6-12 tahun.

Langkah selanjutnya yang dilakukan adalah pengujian secara parsial pada variabel-variabel tersebut.

$$H_0 : \beta_k = 0$$

$$H_1 : \beta_k \neq 0 \text{ dengan } i=1, 2, \dots, 17$$

Daerah kritis:

Tolak H_0 jika nilai $W^2 > \chi^2_{(0,05;1)} = 3,841$.

Tabel 4.13 Uji Parsial Variabel Prediktor yang Berpengaruh (Laki-laki)

Variabel	Koefisien	Wald	<i>p-value</i>	Kesimpulan
Const (1)	-3,458	769,465	0,000	Tolak H_0
Const (2)	-2,429	380,391	0,000	Tolak H_0
Const (3)	0,503	35,267	0,000	Tolak H_0
Const (4)	1,319	169,218	0,000	Tolak H_0
X_1	-0,013	76,278	0,019	Tolak H_0
X_2	-0,067	76,278	0,000	Tolak H_0
$X_3(1)$	-0,028	0,049	0,794	Gagal tolak H_0
$X_3(2)$	0,733	3,080	0,082	Gagal tolak H_0
$X_3(3)$	0,439	6,093	0,013	Tolak H_0
$X_3(4)$	0,175	3,553	0,057	Gagal tolak H_0
$X_3(5)$	0,101	1,439	0,225	Gagal tolak H_0
$X_3(6)$	0,028	0,113	0,743	Gagal tolak H_0
$X_3(7)$	-0,232	3,054	0,073	Gagal tolak H_0
$X_3(8)$	-0,137	2,486	0,116	Gagal tolak H_0
$X_4(1)$	0,179	26,728	0,000	Tolak H_0
$X_5(1)$	-0,060	2,968	0,117	Gagal tolak H_0
$X_6(1)$	0,017	0,870	0,656	Gagal tolak H_0
$X_7(1)$	-0,021	0,000	0,728	Gagal tolak H_0
$X_7(2)$	-0,015	0,021	0,754	Gagal tolak H_0
$X_8(1)$	0,159	9,906	0,004	Tolak H_0
$X_8(2)$	0,072	2,404	0,145	Gagal tolak H_0

Berdasarkan Tabel 4.13, dapat diketahui bahwa variabel prediktor ada yang tidak signifikan dalam model, yaitu variabel X_5 (konsumsi energi), X_6 (konsumsi protein), dan X_7 (konsumsi lemak). Sehingga variabel tersebut dikeluarkan dalam model, sehingga dilakukan pembentukan model baru, dengan variabel prediktor X_2 (usia), X_3 (pekerjaan kepala keluarga), X_4 (daerah), dan X_8 (konsumsi karbohidrat), dan didapatkan hasil pengujian secara serentak seperti berikut.

Hipotesis

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_{13} = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_k \neq 0 ; k=1, 2, \dots, 13$$

Daerah kritis:

$$\text{Tolak } H_0 \text{ jika nilai } G > \chi^2_{(0,05;13)} = 22,362.$$

Tabel 4.14 Uji Serentak Model Variabel Prediktor yang Signifikan (Laki-laki)

Model	G	Chi-Squared	Df	Sig.
Final	18634,318	210,341	13	0,000

Berdasarkan Tabel 4.14 dapat diketahui bahwa nilai G sebesar 18634,318, sehingga dapat disimpulkan tolak H_0 karena nilai $G > \chi^2_{(\alpha;df)}$. Dengan demikian maka dapat diketahui bahwa ada variabel prediktor yaitu X_1 (jumlah konsumsi), X_2 (usia), X_3 (pekerjaan kepala keluarga), X_4 (daerah), dan X_8 (karbohidrat) yang berpengaruh secara signifikan terhadap status gizi pada anak laki-laki usia 6-12 tahun.

Langkah selanjutnya yang dilakukan adalah pengujian secara parsial pada variabel-variabel tersebut.

$$H_0 : \beta_k = 0$$

$$H_1 : \beta_k \neq 0 \text{ dengan } i=1, 2, \dots, 12$$

Daerah kritis:

$$\text{Tolak } H_0 \text{ jika nilai } W^2 > \chi^2_{(0,05;1)} = 3,841.$$

Tabel 4.15 Uji Parsial Variabel Prediktor yang Signifikan (Laki-laki)

Variabel	Koefisien	Wald	p-value	Odds Ratio	Kesimpulan
Const (1)	-3,373	738,473	0,000	0,034	Tolak H_0
Const (2)	-2,344	372,557	0,000	0,096	Tolak H_0

Tabel 4.15 Uji Parsial Variabel Prediktor yang Signifikan (Laki-laki)
(lanjutan)

Variabel	Koefisien	Wald	<i>p-value</i>	Odds Ratio	Kesimpulan
Const (3)	0,587	24,038	0,000	1,799	Tolak H_0
Const (4)	1,404	135,687	0,000	4,071	Tolak H_0
X_1	-0,010	4,096	0,043	0,990	Tolak H_0
X_2	-0,066	75,415	0,000	0,936	Tolak H_0
$X_3(1)$	-0,026	0,061	0,805	0,974	Gagal tolak H_0
$X_3(2)$	0,724	2,962	0,085	2,063	Gagal tolak H_0
$X_3(3)$	0,440	6,165	0,013	1,553	Tolak H_0
$X_3(4)$	0,177	3,682	0,055	1,194	Gagal tolak H_0
$X_3(5)$	0,101	1,481	0,224	1,106	Gagal tolak H_0
$X_3(6)$	0,024	0,082	0,775	1,024	Gagal tolak H_0
$X_3(7)$	-0,238	3,402	0,065	0,788	Gagal tolak H_0
$X_3(8)$	-0,138	2,508	0,113	0,871	Gagal tolak H_0
$X_4(1)$	0,182	27,446	0,000	1,200	Tolak H_0
$X_8(1)$	-0,175	19,100	0,000	0,839	Tolak H_0
$X_8(2)$	0,082	4,973	0,026	1,085	Tolak H_0

Berdasarkan hasil Tabel 4.15 menunjukkan variabel-variabel yang signifikan. Hasil pada Tabel 4.15 juga menunjukkan bahwa variabel X_3 (pekerjaan kepala rumah tangga) untuk ketegori 1, 2, 4, 5, 7, dan 8 tidak signifikan. Sehingga model logit yang dihasilkan adalah.

$$\begin{aligned}
 \text{Logit 1} &: \hat{g}_1(x) = -3,373 - 0,010(X_1) - 0,066(X_2) + \\
 &\quad 0,440(X_{3(3)}) + 0,182(X_{4(1)}) - \\
 &\quad 0,175(X_{8(1)}) + 0,082(X_{8(2)}) \\
 \text{Logit 2} &: \hat{g}_2(x) = -2,344 - 0,010(X_1) - 0,066(X_2) + \\
 &\quad 0,440(X_{3(3)}) + 0,182(X_{4(1)}) - \\
 &\quad 0,175(X_{8(1)}) + 0,082(X_{8(2)}) \\
 \text{Logit 3} &: \hat{g}_3(x) = 0,587 - 0,010(X_1) - 0,066(X_2) + \\
 &\quad 0,440(X_{3(3)}) + 0,182(X_{4(1)}) - \\
 &\quad 0,175(X_{8(1)}) + 0,082(X_{8(2)})
 \end{aligned}$$

$$\text{Logit 4 : } \hat{g}_4(x) = 1,404 - 0,010(X_1) - 0,066(X_2) + 0,440(X_{3(3)}) + 0,182(X_{4(1)}) - 0,175(X_{8(1)}) + 0,082(X_{8(2)})$$

Logit 1 merupakan model untuk status gizi kategori sangat kurus, Logit 3 kategori kurus, Logit 4 kategori normal, dan Logit 4 kategori gemuk. Dari fungsi logit tersebut didapatkan fungsi peluang untuk masing-masing kategori, yaitu:

$$\begin{aligned} \hat{\pi}_1(x) &= P(Y = 1) = \frac{e^{\hat{g}_1(x)}}{1 + e^{\hat{g}_1(x)}} \\ &= \frac{\exp(-3,373 - 0,010(X_1) - 0,066(X_2) + 0,440(X_{3(3)}) + 0,182(X_{4(1)}) - 0,175(X_{8(1)}) + 0,082(X_{8(2)}))}{1 + \exp(-3,373 - 0,010(X_1) - 0,066(X_2) + 0,440(X_{3(3)}) + 0,182(X_{4(1)}) - 0,175(X_{8(1)}) + 0,082(X_{8(2)}))} \\ \hat{\pi}_2(x) &= P(Y \leq 2) = \frac{e^{\hat{g}_2(x)}}{1 + e^{\hat{g}_2(x)}} \\ &= \frac{\exp(-2,344 - 0,010(X_1) - 0,066(X_2) + 0,440(X_{3(3)}) + 0,182(X_{4(1)}) - 0,175(X_{8(1)}) + 0,082(X_{8(2)}))}{1 + \exp(-2,344 - 0,010(X_1) - 0,066(X_2) + 0,440(X_{3(3)}) + 0,182(X_{4(1)}) - 0,175(X_{8(1)}) + 0,082(X_{8(2)}))} \\ \hat{\pi}_3(x) &= P(Y \leq 3) = \frac{e^{\hat{g}_3(x)}}{1 + e^{\hat{g}_3(x)}} \\ &= \frac{\exp(0,587 - 0,010(X_1) - 0,066(X_2) + 0,440(X_{3(3)}) + 0,182(X_{4(1)}) - 0,175(X_{8(1)}) + 0,082(X_{8(2)}))}{1 + \exp(0,587 - 0,010(X_1) - 0,066(X_2) + 0,440(X_{3(3)}) + 0,182(X_{4(1)}) - 0,175(X_{8(1)}) + 0,082(X_{8(2)}))} \\ \hat{\pi}_4(x) &= P(Y \leq 4) = \frac{e^{\hat{g}_4(x)}}{1 + e^{\hat{g}_4(x)}} \\ &= \frac{\exp(1,404 - 0,010(X_1) - 0,066(X_2) + 0,440(X_{3(3)}) + 0,182(X_{4(1)}) - 0,175(X_{8(1)}) + 0,082(X_{8(2)}))}{1 + \exp(1,404 - 0,010(X_1) - 0,066(X_2) + 0,440(X_{3(3)}) + 0,182(X_{4(1)}) - 0,175(X_{8(1)}) + 0,082(X_{8(2)}))} \end{aligned}$$

Berdasarkan logit tersebut, maka dapat diketahui bahwa nilai *odd ratio* untuk jumlah konsumsi adalah sebesar 0,990, yang artinya adalah setiap peningkatan konsumsi jumlah makanan sebanyak 1 gram oleh seorang anak, maka resiko anak tersebut status gizinya meningkat sebesar 0,990 kali. Sedangkan nilai *odds ratio* usia adalah 0,936, hal ini menunjukkan bahwa setiap peningkatan 1 tahun umur seorang anak, maka resiko anak tersebut status gizinya meningkat adalah sebesar 0,936 kali. Sedangkan untuk anak yang berasal dari keluarga dengan kepala keluarga sebagai TNI/POLRI akan memiliki peluang peningkatan status gizi 1,548 kali lebih besar dibandingkan anak yang berasal dari keluarga dengan kepala keluarga tidak bekerja. Sedangkan pada anak daerah perkotaan, peluang adanya peningkatan status

gizi 1,197 kali lebih besar dibandingkan dengan anak yang tinggal di pedesaan.

Berdasarkan nilai *odds ratio*, dapat diketahui juga bahwa anak yang mengkonsumsi karbohidrat < 50% Energi (konsumsi karbohidrat kurang) mempunyai peluang peningkatan status gizi sebesar 0,844 kali lebih besar dibandingkan dengan anak yang mengkonsumsi karbohidrat > 60 % Energi (konsumsi karbohidrat lebih). Sedangkan anak yang mengkonsumsi karbohidrat 50-60 % Energi (konsumsi karbohidrat cukup), mempunyai peluang peningkatan status gizi sebesar 1,078 kali lebih besar dibandingkan dengan anak yang mengkonsumsi karbohidrat > 60 % Energi.

Berdasarkan fungsi peluang, maka dapat dihitung peluang anak yang mengkonsumsi jumlah konsumsi sebanyak 16 gram, di usia 6 tahun, yang berasal dari keluarga dengan kepala keluarga sebagai TNI/Polri, tinggal di perkotaan, dan mengkonsumsi karbohidrat >80% energi pada setiap kategori respon.

$$\hat{g}_1(x) = -3,373 - 0,010(16) - 0,066(6) + 0,440(1) + 0,182(0) - 0,175(0) + 0,082(0) = -3,407$$

$$\hat{\pi}_1(x) = P(Y = 1) = \frac{e^{\hat{g}_1(x)}}{1 + e^{\hat{g}_1(x)}} = \frac{e^{-3,407}}{1 + e^{-3,407}} = 0,032$$

$$\hat{g}_2(x) = -2,344 - 0,010(16) - 0,066(6) + 0,440(1) + 0,182(0) - 0,175(0) + 0,082(0) = -2,378$$

$$\hat{\pi}_2(x) = P(Y \leq 2) = \frac{e^{-2,378}}{1 + e^{-2,378}} = 0,085$$

$$\hat{g}_3(x) = 0,587 - 0,010(16) - 0,066(6) + 0,440(1) + 0,182(0) - 0,175(0) + 0,082(0) = 0,553$$

$$\hat{\pi}_3(x) = P(Y \leq 3) = \frac{e^{0,553}}{1 + e^{0,553}} = 0,635$$

$$\hat{g}_4(x) = 1,404 - 0,010(16) - 0,066(6) + 0,440(1) + 0,182(0) - 0,175(0) + 0,082(0) = 1,37$$

$$\hat{\pi}_4(x) = P(Y \leq 4) = \frac{e^{1,37}}{1 + e^{1,37}} = 0,797$$

$$\hat{\pi}_5(x) = P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{1,37}} = 0,203$$

Berdasarkan perhitungan peluang tersebut, maka dapat diketahui bahwa peluang anak tersebut status gizinya sangat kurus adalah 0,032, sedangkan untuk kategori sangat kurus dan kurus adalah 0,085, untuk kategori sangat kurus, kurus, dan

normal 0,635, untuk kategori sangat kurus, kurus, normal, dan gemuk 0,797, dan 0,203 untuk kategori obesitas.

4.2.3 Uji Kesesuaian Model

Setelah diperoleh model logit dan model peluangnya, maka dilakukan uji kesesuaian model, pengujian ini digunakan untuk mengetahui apakah model tersebut sudah sesuai atau tidak. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

$H_0 : \hat{\pi}_i = y_i$ atau model sesuai (tidak ada perbedaan yang nyata antara hasil observasi dengan kemungkinan hasil prediksi model)

$H_1 : \hat{\pi}_i \neq y_i$ atau model tidak sesuai (ada perbedaan yang nyata antara hasil observasi dengan kemungkinan hasil prediksi model)

Daerah Kritis: Tolak H_0 jika $\chi^2_{hitung} \geq \chi^2_{(\alpha, df)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$.

Tabel 4.16 Uji Kesesuaian Model (Laki-laki)

	Chi Square	<i>p-value</i>
Deviance	11603,560	1,000

Berdasarkan Tabel 4.16, maka dapat diketahui bahwa nilai $p\text{-value} > \alpha$, sehingga kesimpulannya adalah gagal tolak H_0 atau dengan kata lain dapat dikatakan bahwa model sesuai atau tidak ada perbedaan yang nyata antara observasi dengan kemungkinan hasil prediksi model.

Tabel 4.17 Tabel Ketepatan Klasifikasi Regresi Logistik Ordinal (laki-laki)

Data Original	Prediksi					Total
	Sangat Kurus	Kurus	Normal	Gemuk	Obesitas	
Sangat Kurus	0	0	970	0	0	970
Kurus	0	0	1485	0	0	1485
Normal	0	0	10454	0	0	10454
Gemuk	0	0	2051	0	0	2051
Obesitas	0	0	2184	0	0	2184
Total	0	0	17144	0	0	17144

Berdasarkan Tabel 4.17, maka dapat diketahui bahwa nilai ketepatan klasifikasi yang diperoleh adalah sebesar $\frac{10454}{17144} \times 100\% = 60,98\%$. Klasifikasi yang dihasilkan tidak menghasilkan klasifikasi yang baik, karena semua data terklasifikasi di kategori yang sama.

4.3 Analisis Status Gizi Pada Anak Perempuan Usia 6-12 Tahun di Indonesia Dengan Menggunakan Regresi Logistik Ordinal

Tahapan yang digunakan untuk menentukan model yang terbaik dalam menggambarkan pola hubungan antara variabel prediktor yang merupakan faktor-faktor yang diduga berhubungan dengan status gizi pada anak usia 6-12 tahun dengan variabel respon yang merupakan status gizi anak perempuan adalah sama dengan tahapan yang dilakukan pada pemilihan model terbaik untuk status gizi pada anak laki-laki usia 6-12 tahun.

4.3.1 Model Regresi Logistik Ordinal Secara Serentak

Langkah pertama dalam regresi logistik ordinal, adalah membuat model regresi logistik ordinal secara serentak, dengan memasukkan semua variabel prediktor.

Uji Serentak

Hasil analisis regresi logistik ordinal secara serentak dapat dilihat pada Tabel 4.18. Hipotesis yang digunakan adalah pengujian secara serentak sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_{19} = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_k \neq 0 ; k=1, 2, \dots, 19$$

Daerah kritis:

$$\text{Tolak } H_0 \text{ jika nilai } G > \chi^2_{(0,05,19)} = 30,144$$

Tabel 4.18 Uji Serentak (Perempuan)

Model	G	Chi-Squared	Df	Sig.
Final	25137,615	136,417	19	0,000

Berdasarkan Tabel 4.18 dapat diketahui bahwa nilai G sebesar 25137,615, sehingga dapat disimpulkan tolak H_0 karena

nilai $G > \chi^2_{(0,05,19)}$. Dengan demikian maka dapat diketahui bahwa ada variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap status gizi pada anak laki-laki usia 6-12 tahun.

Uji Parsial

Hasil dari pengujian secara parsial yang digunakan untuk mengetahui variabel prediktor yang berpengaruh dapat dilihat pada Tabel 4.19. Hipotesis yang digunakan adalah pengujian secara serentak sebagai berikut:

$H_0 : \beta_k=0$

$H_1 : \beta_k \neq 0$ dengan $i=1, 2, \dots, 19$

Daerah kritis:

Tolak H_0 jika nilai $W^2 > \chi^2_{(0,05,1)}=3,841$.

Tabel 4.19 Uji Parsial (Perempuan)

Variabel	Koefisien	Wald	p-value	Kesimpulan
Const (1)	-3,523	62,685	0,000	Tolak H_0
Const (2)	-2,496	31,633	0,000	Tolak H_0
Const (3)	0,939	4,484	0,034	Tolak H_0
Const (4)	1,961	19,537	0,000	Tolak H_0
X_1	-0,027	21,439	0,000	Tolak H_0
X_2	-0,014	2,687	0,101	Gagal Tolak H_0
$X_3(1)$	0,157	1,936	0,164	Gagal tolak H_0
$X_3(2)$	0,421	0,781	0,377	Gagal tolak H_0
$X_3(3)$	0,785	19,439	0,000	Tolak H_0
$X_3(4)$	0,436	20,163	0,000	Tolak H_0
$X_3(5)$	0,179	4,272	0,039	Tolak H_0
$X_3(6)$	0,119	1,799	0,180	Gagal tolak H_0
$X_3(7)$	-0,110	0,620	0,431	Gagal tolak H_0
$X_3(8)$	0,108	1,416	0,234	Gagal tolak H_0
$X_4(1)$	0,087	5,169	0,023	Tolak H_0
$X_5(1)$	-0,025	0,359	0,549	Gagal tolak H_0
$X_6(1)$	-0,170	17,665	0,000	Tolak H_0
$X_7(1)$	-0,071	1,110	0,292	Gagal tolak H_0
$X_7(2)$	-0,023	0,215	0,643	Gagal tolak H_0
$X_8(1)$	0,019	0,104	0,748	Gagal tolak H_0
$X_8(2)$	0,102	3,721	0,054	Gagal tolak H_0

Tabel 4.19 Uji Parsial (Perempuan) (lanjutan)

Variabel	Koefisien	Wald	<i>p-value</i>	Kesimpulan
X ₉ (1)	-0,056	0,018	0,894	Gagal tolak H₀
X ₉ (2)	-0,011	0,000	0,985	Gagal tolak H₀

Berdasarkan Tabel 4.19 dapat diketahui bahwa variabel yang berpengaruh secara signifikan terhadap status gizi anak laki-laki usia 6-12 tahun adalah X₁ (jumlah konsumsi), X₃ (pekerjaan kepala keluarga), X₄ (daerah), dan X₆ (protein). Selanjutnya dilakukan uji signifikansi variabel secara individu, sehingga didapatkan hasil sebagai berikut.

Hipotesis :

H₀ : $\beta_k = 0$

H₀ : $\beta_k \neq 0$ dengan k=1, 2, ..., 19

Tolak H₀ jika nilai $W^2 > \chi^2_{(0,05,1)} = 3,841$.

Tabel 4.20 Uji Individu (Perempuan)

Variabel	Koefisien	Wald	<i>p-value</i>	Kesimpulan
Const (1)	-3,261	2012,218	0,000	Tolak H ₀
Const (2)	-2,236	1143,979	0,000	Tolak H ₀
Const (3)	1,177	344,440	0,000	Tolak H ₀
Const (4)	2,193	1094,486	0,000	Tolak H ₀
X ₁	-0,010	3600	0,058	Gagal tolak H₀
Const (1)	-3,331	1568,448	0,000	Tolak H ₀
Const (2)	-2,306	863,795	0,000	Tolak H ₀
Const (3)	1,106	212,443	0,000	Tolak H ₀
Const (4)	2,123	735,327	0,000	Tolak H ₀
X ₂	-0,021	6,229	0,013	Tolak H ₀
Const (1)	-3,012	1154,111	0,000	Tolak H ₀
Const (2)	-1,986	566,873	0,000	Tolak H ₀
Const (3)	1,439	306,126	0,000	Tolak H ₀
Const (4)	2,458	843,709	0,000	Tolak H ₀
X ₃ (1)	0,147	1,698	0,193	Gagal tolak H₀
X ₃ (2)	0,441	0,863	0,353	Gagal tolak H₀
X ₃ (3)	0,800	20,279	0,000	Tolak H ₀
X ₃ (4)	0,455	22,029	0,000	Tolak H ₀
X ₃ (5)	0,188	4,712	0,030	Tolak H ₀
X ₃ (6)	0,048	0,306	0,580	Gagal tolak H₀

Tabel 4.20 Uji Individu (Perempuan) (lanjutan)

Variabel	Koefisien	Wald	<i>p-value</i>	Kesimpulan
$X_3(7)$	-0,140	1,022	0,312	Gagal tolak H_0
$X_3(8)$	0,085	0,091	0,353	Gagal tolak H_0
Const (1)	-3,069	5321,029	0,000	Tolak H_0
Const (2)	-2,044	4837,596	0,000	Tolak H_0
Const (3)	1,373	2977,952	0,000	Tolak H_0
Const (4)	2,390	5583,997	0,000	Tolak H_0
$X_4(1)$	0,166	25,551	0,000	Tolak H_0
Const (1)	-3,201	4744,341	0,000	Tolak H_0
Const (2)	-2,176	3794,259	0,000	Tolak H_0
Const (3)	1,237	1637,169	0,000	Tolak H_0
Const (4)	2,253	3864,684	0,000	Tolak H_0
$X_5(1)$	-0,080	5,207	0,22	Tolak H_0
Const (1)	-3,222	5888,442	0,000	Tolak H_0
Const (2)	-2,196	5681,160	0,000	Tolak H_0
Const (3)	1,221	2844,094	0,000	Tolak H_0
Const (4)	2,238	5554,810	0,000	Tolak H_0
$X_6(1)$	-0,181	29,139	0,000	Tolak H_0
Const (1)	-3,203	5658,642	0,000	Tolak H_0
Const (2)	-2,178	5266,993	0,000	Tolak H_0
Const (3)	1,237	2607,061	0,000	Tolak H_0
Const (4)	2,254	5259,152	0,000	Tolak H_0
$X_7(1)$	-0,186	12,104	0,001	Tolak H_0
$X_7(2)$	-0,097	7,419	0,006	Tolak H_0
Const (1)	-3,079	5416,489	0,000	Tolak H_0
Const (2)	-2,053	5003,638	0,000	Tolak H_0
Const (3)	1,363	3062,757	0,000	Tolak H_0
Const (4)	2,380	5689,032	0,000	Tolak H_0
$X_8(1)$	0,128	9,133	0,003	Tolak H_0
$X_8(2)$	0,172	19,083	0,000	Tolak H_0
Const (1)	-3,198	58,499	0,000	Tolak H_0
Const (2)	-2,173	27,139	0,000	Tolak H_0
Const (3)	1,239	8,848	0,003	Tolak H_0
Const (4)	2,255	29,234	0,000	Tolak H_0
$X_9(1)$	-0,053	0,016	0,899	Gagal tolak H_0
$X_9(2)$	-0,032	0,003	0,956	Gagal tolak H_0

Berdasarkan Tabel 4.20 dapat diketahui bahwa variabel prediktor yang signifikan adalah X_2 (usia), X_3 (pekerjaan kepala keluarga), X_4 (daerah), X_5 (konsumsi energi), X_6 (konsumsi protein), X_7 (konsumsi lemak), dan X_8 (karbohidrat). Sehingga dari hasil tersebut maka dilakukan analisis regresi logistik ordinal secara serentak dengan menggunakan variabel tersebut. Namun, untuk variabel X_1 (Jumlah Konsumsi), pada pengujian secara parsial pada model berganda (Tabel 4.19), didapatkan kesimpulan bahwa X_1 signifikan terhadap model, namun ketika dimodelkan secara individu, X_1 tidak signifikan dalam model individu (Tabel 4.20). Oleh karena itu, variabel X_1 tetap dimasukkan dalam model berganda, bersama dengan variabel lain yang berpengaruh signifikan ketika pengujian secara individu.

4.3.2 Model Regresi Logistik Ordinal Berganda

Setelah dilakukan uji signifikan secara individu maka dilakukan uji serentak kembali dengan menggunakan 8 variabel berpengaruh yaitu X_1 (jumlah konsumsi), X_2 (usia), X_3 (pekerjaan kepala keluarga), X_4 (daerah), X_5 (konsumsi energi), X_6 (konsumsi protein), X_7 (konsumsi lemak), dan X_8 (karbohidrat). Variabel-variabel ini akan digunakan untuk membentuk model akhir regresi logistik ordinal secara serentak.

Hasil analisis regresi logistik ordinal secara serentak dapat dilihat pada Tabel 4.21, dengan hipotesis pengujian sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_{17} = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_k \neq 0 ; k=1, 2, \dots, 17$$

Daerah kritis:

$$\text{Tolak } H_0 \text{ jika nilai } G > \chi^2_{(0,05,17)} = 27,587$$

Tabel 4.21 Uji Serentak Variabel Prediktor yang Berpengaruh (Perempuan)

Model	G	Chi-Squared	Df	Sig.
Final	25113,680	136,387	17	0,000

Berdasarkan Tabel 4.21 dapat diketahui bahwa nilai G sebesar 25113,680, sehingga dapat disimpulkan tolak H_0 karena

nilai $G > \chi^2_{(0,05,17)}$. Dengan demikian maka dapat diketahui bahwa ada variabel prediktor yaitu X_1 (jumlah konsumsi), X_2 (usia), X_3 (pekerjaan kepala keluarga), X_4 (daerah), X_5 (konsumsi energi), X_6 (konsumsi protein), X_7 (konsumsi lemak), dan X_8 (karbohidrat) yang berpengaruh secara signifikan terhadap status gizi pada anak laki-laki usia 6-12 tahun.

Langkah selanjutnya yang dilakukan adalah pengujian secara parsial pada variabel-variabel tersebut.

$H_0 : \beta_k = 0$

$H_1 : \beta_k \neq 0$ dengan $i=1, 2, \dots, 17$

Daerah kritis:

Tolak H_0 jika nilai $W^2 > \chi^2_{(0,05,1)} = 3,841$.

Tabel 4.22 Uji Parsial Variabel Prediktor yang Berpengaruh
(Perempuan)

Variabel	Koefisien	Wald	<i>p-value</i>	Kesimpulan
Const (1)	-3,467	540,384	0,000	Tolak H_0
Const (2)	-2,441	279,477	0,000	Tolak H_0
Const (3)	0,994	47,415	0,000	Tolak H_0
Const (4)	2,017	191,766	0,000	Tolak H_0
X_1	-0,027	21,411	0,000	Tolak H_0
X_2	-0,014	2,677	0,102	Gagal tolak H_0
$X_3(1)$	0,156	1,933	0,164	Gagal tolak H_0
$X_3(2)$	0,420	0,780	0,377	Gagal tolak H_0
$X_3(3)$	0,785	19,441	0,000	Tolak H_0
$X_3(4)$	0,436	20,166	0,000	Tolak H_0
$X_3(5)$	0,179	4,267	0,039	Tolak H_0
$X_3(6)$	0,119	1,795	0,180	Gagal tolak H_0
$X_3(7)$	-0,110	0,623	0,430	Gagal tolak H_0
$X_3(8)$	0,108	1,413	0,235	Gagal tolak H_0
$X_4(1)$	0,086	5,157	0,023	Tolak H_0
$X_5(1)$	-0,025	0,368	0,544	Gagal tolak H_0
$X_6(1)$	-0,170	17,684	0,000	Tolak H_0
$X_7(1)$	-0,071	1,117	0,291	Gagal tolak H_0
$X_7(2)$	-0,023	0,218	0,641	Gagal tolak H_0
$X_8(1)$	0,019	0,101	0,751	Gagal tolak H_0
$X_8(2)$	0,101	3,705	0,054	Gagal tolak H_0

Berdasarkan Tabel 4.22, dapat diketahui bahwa variabel prediktor yang signifikan berdasarkan Tabel 4.22 secara parsial ada yang tidak signifikan dalam model, yaitu variabel X_2 (usia), X_5 (konsumsi energi), X_7 (konsumsi lemak), dan X_8 (konsumsi karbohidrat). Sehingga variabel tersebut dikeluarkan dalam model, sehingga dilakukan pembentukan model baru, dengan variabel prediktor X_1 (jumlah konsumsi), X_3 (pekerjaan kepala keluarga), X_4 (daerah), dan X_6 (konsumsi protein), dan didapatkan hasil pengujian secara serentak seperti berikut.

Hipotesis

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_{11} = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_k \neq 0 ; k=1, 2, \dots, 11$$

Daerah kritis:

$$\text{Tolak } H_0 \text{ jika nilai } G > \chi^2_{(0,05,11)} = 19,675$$

Tabel 4.23 Uji Serentak Variabel Prediktor yang Signifikan (Perempuan)

Model	G	<i>Chi-Squared</i>	Df	Sig.
Final	5066,049	122,688	11	0,000

Berdasarkan Tabel 4.23 dapat diketahui bahwa nilai G sebesar 5066,049, sehingga dapat disimpulkan tolak H_0 karena nilai $G > \chi^2_{(0,05,13)}$. Dengan demikian maka dapat diketahui bahwa ada variabel prediktor yaitu X_1 (jumlah konsumsi), X_3 (pekerjaan kepala keluarga), X_4 (daerah), dan X_6 (konsumsi protein) yang berpengaruh secara signifikan terhadap status gizi pada anak laki-laki usia 6-12 tahun.

Langkah selanjutnya yang dilakukan adalah pengujian secara parsial pada variabel-variabel tersebut.

$$H_0 : \beta_k = 0$$

$$H_1 : \beta_k \neq 0 \text{ dengan } i=1, 2, \dots, 11$$

Daerah kritis:

$$\text{Tolak } H_0 \text{ jika nilai } W^2 > \chi^2_{(0,05,1)} = 3,841.$$

Tabel 4.24 Uji Parsial Variabel Prediktor yang Signifikan (Perempuan)

Variabel	Koefisien	Wald	<i>p-value</i>	Odds Ratio	Kesimpulan
Const (1)	-3,320	818,054	0,000	0,036	Tolak H_0
Const (2)	-2,293	418,985	0,000	0,101	Tolak H_0
Const (3)	1,140	106,730	0,000	3,127	Tolak H_0
Const (4)	2,161	372,358	0,000	8,680	Tolak H_0
X_1	-0,024	19,621	0,000	0,976	Tolak H_0
$X_3(1)$	0,155	1,911	0,167	1,168	Gagal tolak H_0
$X_3(2)$	0,444	0,871	0,351	1,559	Gagal tolak H_0
$X_3(3)$	0,791	19,764	0,000	2,206	Tolak H_0
$X_3(4)$	0,443	20,840	0,000	1,557	Tolak H_0
$X_3(5)$	0,186	4,611	0,032	1,204	Tolak H_0
$X_3(6)$	0,112	1,580	0,209	1,119	Gagal tolak H_0
$X_3(7)$	-0,124	0,786	0,375	0,883	Gagal tolak H_0
$X_3(8)$	0,113	1,532	0,216	1,120	Gagal tolak H_0
$X_4(1)$	0,093	5,981	0,014	1,097	Tolak H_0
$X_6(1)$	-0,205	5,981	0,000	0,815	Tolak H_0

Berdasarkan hasil Tabel 4.24 menunjukkan variabel-variabel yang signifikan. Hasil pada Tabel 4.24 juga menunjukkan bahwa variabel X_3 (pekerjaan kepala rumah tangga) untuk kategori 1, 2, 6, 7, dan 8 tidak signifikan. Sehingga model logit yang dihasilkan adalah.

$$\text{Logit 1 : } \hat{g}_1(x) = -3,320 - 0,024(X_1) + 0,791(X_{3(3)}) + 0,443(X_{3(4)}) + 0,186(X_{3(5)}) + 0,093(X_{4(1)}) - 0,205(X_{6(1)})$$

$$\text{Logit 2 : } \hat{g}_2(x) = -2,293 - 0,024(X_1) + 0,791(X_{3(3)}) + 0,443(X_{3(4)}) + 0,186(X_{3(5)}) + 0,093(X_{4(1)}) - 0,205(X_{6(1)})$$

$$\text{Logit 3 : } \hat{g}_3(x) = 1,140 - 0,024(X_1) + 0,791(X_{3(3)}) + 0,443(X_{3(4)}) + 0,186(X_{3(5)}) + 0,093(X_{4(1)}) - 0,205(X_{6(1)})$$

$$\text{Logit 4 : } \hat{g}_4(x) = 2,161 - 0,024(X_1) + 0,791(X_{3(3)}) + 0,443(X_{3(4)}) + 0,186(X_{3(5)}) + 0,093(X_{4(1)}) - 0,205(X_{6(1)})$$

Logit 1 merupakan model untuk status gizi kategori sangat kurus, Logit 3 kategori kurus, Logit 4 kategori normal, dan Logit 4 kategori gemuk. Dari fungsi logit tersebut didapatkan fungsi peluang untuk masing-masing kategori, yaitu:

$$\begin{aligned} \hat{\pi}_1(x) &= P(Y = 1) = \frac{e^{\hat{g}_1(x)}}{1 + e^{\hat{g}_1(x)}} \\ &= \frac{\exp[-3,320 - 0,024(X_1) + 0,791(X_{3(3)}) + 0,443(X_{3(4)}) + 0,186(X_{3(5)}) + 0,093(X_{4(1)}) - 0,205(X_{6(1)})]}{1 + \exp[-3,320 - 0,024(X_1) + 0,791(X_{3(3)}) + 0,443(X_{3(4)}) + 0,186(X_{3(5)}) + 0,093(X_{4(1)}) - 0,205(X_{6(1)})]} \\ \hat{\pi}_2(x) &= P(Y \leq 2) = \frac{e^{\hat{g}_2(x)}}{1 + e^{\hat{g}_2(x)}} \\ &= \frac{\exp[-2,293 - 0,024(X_1) + 0,791(X_{3(3)}) + 0,443(X_{3(4)}) + 0,186(X_{3(5)}) + 0,093(X_{4(1)}) - 0,205(X_{6(1)})]}{1 + \exp[-2,293 - 0,024(X_1) + 0,791(X_{3(3)}) + 0,443(X_{3(4)}) + 0,186(X_{3(5)}) + 0,093(X_{4(1)}) - 0,205(X_{6(1)})]} \\ \hat{\pi}_3(x) &= P(Y \leq 3) = \frac{e^{\hat{g}_3(x)}}{1 + e^{\hat{g}_3(x)}} \\ &= \frac{\exp[1,140 - 0,024(X_1) + 0,791(X_{3(3)}) + 0,443(X_{3(4)}) + 0,186(X_{3(5)}) + 0,093(X_{4(1)}) - 0,205(X_{6(1)})]}{1 + \exp[1,140 - 0,024(X_1) + 0,791(X_{3(3)}) + 0,443(X_{3(4)}) + 0,186(X_{3(5)}) + 0,093(X_{4(1)}) - 0,205(X_{6(1)})]} \\ \hat{\pi}_4(x) &= P(Y \leq 4) = \frac{e^{\hat{g}_4(x)}}{1 + e^{\hat{g}_4(x)}} \\ &= \frac{\exp[2,161 - 0,024(X_1) + 0,791(X_{3(3)}) + 0,443(X_{3(4)}) + 0,186(X_{3(5)}) + 0,093(X_{4(1)}) - 0,205(X_{6(1)})]}{1 + \exp[2,161 - 0,024(X_1) + 0,791(X_{3(3)}) + 0,443(X_{3(4)}) + 0,186(X_{3(5)}) + 0,093(X_{4(1)}) - 0,205(X_{6(1)})]} \end{aligned}$$

Berdasarkan logit tersebut, maka dapat diketahui bahwa nilai *odd ratio* untuk jumlah konsumsi adalah sebesar 0,976, yang artinya adalah setiap peningkatan konsumsi jumlah makanan sebanyak 1 gram oleh seorang anak, maka resiko anak tersebut status gizinya meningkat sebesar 0,976 kali. Sedangkan untuk anak yang berasal dari keluarga dengan kepala keluarga sebagai TNI/POLRI akan memiliki peluang peningkatan status gizi 2,206 kali lebih besar dibandingkan anak yang berasal dari keluarga dengan kepala keluarga tidak bekerja. Sedangkan untuk anak yang berasal dari keluarga dengan kepala keluarga sebagai PNS/Pegawai akan memiliki peluang peningkatan status gizi 1,557 kali lebih besar dibandingkan anak yang berasal dari keluarga dengan kepala keluarga tidak bekerja. Sedangkan untuk anak yang berasal dari keluarga dengan kepala keluarga sebagai

Wiraswasta/Layan Jasa/dagang akan memiliki peluang peningkatan status gizi 1,204 kali lebih besar dibandingkan anak yang berasal dari keluarga dengan kepala keluarga tidak bekerja.

Berdasarkan nilai *odds ratio*, dapat diketahui juga bahwa anak yang tinggal di daerah perkotaan, peluang adanya peningkatan status gizi 1,097 kali lebih besar dibandingkan dengan anak yang tinggal di pedesaan. Sedangkan untuk anak yang mengkonsumsi protein <80 % protein AKG, mempunyai peluang peningkatan status gizi sebesar 0,815 kali lebih besar dibandingkan dengan anak yang mengkonsumsi protein ≥ 80 % protein AKG.

Berdasarkan fungsi peluang, maka dapat dihitung peluang anak yang mengkonsumsi jumlah konsumsi sebanyak 11 gram, di usia 7 tahun, yang berasal dari keluarga dengan kepala keluarga sebagai PNS/Pegawai, tinggal di perkotaan, dan mengkonsumsi protein ≥ 80 % protein AKG pada setiap kategori respon.

$$\hat{g}_1(x) = -3,320 - 0,024(11) + 0,791(0) + 0,443(1) + 0,186(0) + 0,093(0) - 0,205(0) = -3,141$$

$$\hat{\pi}_1(x) = P(Y = 1) = \frac{e^{\hat{g}_1(x)}}{1 + e^{\hat{g}_1(x)}} = \frac{e^{-3,141}}{1 + e^{-3,141}} = 0,041$$

$$\hat{g}_2(x) = -2,293 - 0,024(11) + 0,791(0) + 0,443(1) + 0,186(0) + 0,093(0) - 0,205(0) = -2,114$$

$$\hat{\pi}_2(x) = P(Y \leq 2) = \frac{e^{-2,114}}{1 + e^{-2,114}} = 0,108$$

$$\hat{g}_3(x) = 1,140 - 0,024(11) + 0,791(0) + 0,443(1) + 0,186(0) + 0,093(0) - 0,205(0) = 1,139$$

$$\hat{\pi}_3(x) = P(Y \leq 3) = \frac{e^{1,139}}{1 + e^{1,139}} = 0,758$$

$$\hat{g}_4(x) = 2,161 - 0,024(11) + 0,791(0) + 0,443(1) + 0,186(0) + 0,093(0) - 0,205(0) = 2,34$$

$$\hat{\pi}_4(x) = P(Y \leq 4) = \frac{e^{2,34}}{1 + e^{2,34}} = 0,912$$

$$\hat{\pi}_5(x) = P(Y = 5) = \frac{1}{1 + e^{2,34}} = 0,088$$

Berdasarkan perhitungan peluang tersebut, maka dapat diketahui bahwa peluang anak tersebut status gizinya sangat kurus adalah 0,041, sedangkan untuk kategori sangat kurus dan kurus adalah 0,108, untuk kategori sangat kurus, kurus, dan

normal 0,758, untuk kategori sangat kurus, kurus, normal, dan gemuk 0,912, dan 0,088 untuk kategori obesitas.

4.3.3 Uji Kesesuaian Model

Setelah diperoleh model logit dan model peluangnya, maka dilakukan uji kesesuaian model, pengujian ini digunakan untuk mengetahui apakah model tersebut sudah sesuai atau tidak. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

$H_0 : \hat{\pi}_i = y_i$ atau model sesuai (tidak ada perbedaan yang nyata antara hasil observasi dengan kemungkinan hasil prediksi model)

$H_1 : \hat{\pi}_i \neq y_i$ atau model tidak sesuai (ada perbedaan yang nyata antara hasil observasi dengan kemungkinan hasil prediksi model)

Daerah Kritis: Tolak H_0 jika $\chi^2_{hitung} \geq \chi^2_{(\alpha, df)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$.

Tabel 4.25 Uji Kesesuaian Model

	Chi Square	p-value
Deviance	2044,243	0,914

Berdasarkan Tabel 4.17, maka dapat diketahui bahwa nilai $p\text{-value} > \alpha$, sehingga kesimpulannya adalah gagal tolak H_0 atau dengan kata lain dapat dikatakan bahwa model sesuai atau tidak ada perbedaan yang nyata antara observasi dengan kemungkinan hasil prediksi model.

Tabel 4.26 Tabel Ketepatan Klasifikasi Regresi Logistik Ordinal (perempuan)

Data Original	Prediksi					Total
	Sangat Kurus	Kurus	Normal	Gemuk	Obesitas	
Sangat Kurus	0	0	672	0	0	672
Kurus	0	0	1073	0	0	1073
Normal	0	0	11028	0	0	11028
Gemuk	0	0	2036	0	0	2036
Obesitas	0	0	1473	0	0	1473
Total	0	0	16282	0	0	16282

Berdasarkan Tabel 4.26, maka dapat diketahui bahwa nilai ketepatan klasifikasi yang diperoleh adalah sebesar $\frac{11028}{16282} \times 100\% = 67,73\%$. Klasifikasi yang dihasilkan tidak menghasilkan klasifikasi yang baik, karena semua data terklasifikasi di kategori yang sama.

4.4 Klasifikasi *Support Vector Machine*

Berdasarkan variabel prediktor yang berpengaruh dan signifikan dalam model regresi logistik ordinal, maka dilakukan klasifikasi dengan menggunakan *Support Vector Machine* (SVM), dimana jenis kernel yang digunakan adalah *Radial Basis Function* (RBF) kernel. Nilai parameter yang digunakan adalah $\sigma=1$, $\sigma=2$, dan $\sigma=3$, dengan nilai C yang dibandingkan adalah $C=10$, $C=100$, dan $C=1000$.

Data yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 33.476 data. Karena data yang digunakan dalam penelitian ini banyak, maka dilakukan klasifikasi SVM dengan menggunakan data pada dua provinsi di Indonesia, yaitu Bengkulu dan Sulawesi Barat. Selain itu, data provinsi Bengkulu dan Sulawesi Barat juga mempunyai karakteristik status gizi yang hampir sama dengan karakteristik status gizi secara nasional.

Pada analisis ini, data yang digunakan menggunakan data *training* dan *testing* dengan proporsi 50:50 dan 70:30 untuk kategori perempuan dan laki-laki.

Langkah awal yang dilakukan adalah mentraining variabel respon, dimana kategori 1 (sangat kurus) dikoding dengan 1 sedangkan kategori yang lain dikoding -1. Sehingga kategori yang digunakan menjadi 2 kategori, dari yang semula 5 kategori.

Selanjutnya membuat fungsi kernel RBF dengan $\sigma=2$, yaitu $K(x_i, x_d) = \Phi^T(x_i)\Phi(x) = \exp(-\|x - x_i\|^2/2(2)^2)$, dan selanjutnya menghitung nilai α_i dengan menggunakan matriks gram berukuran $n \times n$, dimana n adalah jumlah data training. Misalnya data *training* yang digunakan adalah 70% dari data status gizi kategori laki-laki di Bengkulu yang berjumlah 212 yaitu 148 data.

Sehingga berdasarkan hasil tersebut nilai α_i dan y_i dimasukkan ke persamaan :

$$f_1(x) = \left(\sum_{i=1}^{148} \alpha_i y_i \Phi(x_i)\right) \cdot \Phi(x) + \hat{b}, \text{ dengan } \hat{b}=0.$$

Persamaan ini merupakan persamaan pertama untuk hasil *training* kategori 1. Langkah selanjutnya mentraining kategori ke-2, yaitu dengan mengkodekan nilai kategori 2 menjadi 1 dan empat kategori yang lain menjadi -1, dengan cara dan fungsi kernel yang sama pada langkah *training* 1, didapatkan nilai α_i dan y_i . Sehingga didapatkan persamaan model yang kedua yaitu:

$$f_2(x) = \left(\sum_{i=1}^{148} \alpha_i y_i \Phi(x_i)\right) \cdot \Phi(x) + \hat{b}, \text{ dengan } \hat{b}=0.$$

Langkah untuk mendapatkan $f_1(x)$ dan $f_2(x)$ juga digunakan untuk menghitung persamaan $f_3(x)$, $f_4(x)$, dan $f_5(x)$.

$$f_3(x) = \left(\sum_{i=1}^{148} \alpha_i y_i \Phi(x_i)\right) \cdot \Phi(x) + \hat{b}, \text{ dengan } \hat{b}=0.$$

$$f_4(x) = \left(\sum_{i=1}^{148} \alpha_i y_i \Phi(x_i)\right) \cdot \Phi(x) + \hat{b}, \text{ dengan } \hat{b}=0.$$

$$f_5(x) = \left(\sum_{i=1}^{148} \alpha_i y_i \Phi(x_i)\right) \cdot \Phi(x) + \hat{b}, \text{ dengan } \hat{b}=0.$$

Penentuan kelas dan kategori dengan menggunakan SVM *multiclass* ini diperoleh dengan membandingkan nilai akhir dari lima fungsi tersebut. Nilai maksimum dari tiga fungsi tersebut maka data akan terklasifikasikan pada nilai maksimum ini.

Pada penelitian SVM ini, ada beberapa C yang digunakan untuk mengetahui ketepatan klasifikasi terbaik, yaitu 10, 100, dan 1000, dengan memasukkan beberapa nilai σ .

Berikut adalah hasil akurasi klasifikasi menggunakan SVM dengan C=10, C=100, dan C=1000, dengan nilai σ yang berbeda-beda untuk provinsi Bengkulu dan Sulawesi Barat.

Tabel 4.27 Ketepatan Klasifikasi SVM Provinsi Bengkulu

Proporsi training dan testing			50:50		70:30	
Kategori jenis kelamin			LK	PR	LK	PR
Parameter	$\sigma=1$	C=10	35,85%	48,19%	48,44%	44,00%
		C=100	36,79%	48,19%	48,44%	44,00%
		C=1000	36,79%	48,19%	48,44%	44,00%
	$\sigma=2$	C=10	35,85%	53,01%	50,00%	42,00%

Tabel 4.27 Ketepatan Klasifikasi SVM Provinsi Bengkulu (lanjutan)

Proporsi training dan testing			50:50		70:30	
Kategori jenis kelamin			LK	PR	LK	PR
Parameter	$\sigma=2$	C=100	34,91%	44,58%	50,00%	42,00%
		C=1000	35,85%	49,40%	51,56%	42,00%
Parameter	$\sigma=3$	C=10	41,51%	53,01%	54,69%	42,00%
		C=100	41,51%	51,81%	46,88%	44,00%
		C=1000	36,79%	43,37%	50,00%	44,00%

Berdasarkan Tabel 4.27, maka dapat diketahui bahwa variabel prediktor yang berpengaruh dan signifikan terhadap model regresi logistik ordinal dapat menghasilkan akurasi klasifikasi terbesar sebesar 54,69% untuk kategori laki-laki dan 53,01% untuk kategori perempuan, sedangkan untuk ketepatan klasifikasi yang terendah adalah 34,91% untuk laki-laki dan 42% untuk perempuan. Berikut adalah hasil tabulasi silang untuk hasil klasifikasi terbaik yaitu klasifikasi pada kategori laki-laki dengan $\sigma=3$ dan $C=10$ dengan proporsi *training* dan *testing* 70:30.

Tabel 4.28 Hasil Klasifikasi SVM dengan $\sigma=3$ dan $C=10$ untuk Kategori Laki-laki (Bangkulu)

		Prediksi					Total
		1	2	3	4	5	
Aktual	1	0	0	4	0	0	4
	2	0	2	2	0	0	4
	3	0	3	33	0	0	36
	4	0	0	9	0	0	9
	5	0	1	10	0	0	11
Total		0	6	58	0	0	64

Berdasarkan Tabel 4.28, maka dapat diketahui bahwa untuk kategori 1 (sangat kurus) tidak ada data yang terklasifikasi benar, hal yang sama juga terjadi untuk kategori 4 (gemuk) dan 5 (obesitas), dimana tidak ada data yang terklasifikasi benar.

Sedangkan untuk kategori 2 (kurus) ada 2 anak yang terklasifikasi salah pada kategori 3 (normal) dan 2 anak yang terklasifikasi benar pada kategori 2. Untuk kategori 3 (normal) ada 3 anak yang terklasifikasi salah pada kategori 2 (kurus) dan 33 anak yang terklasifikasi benar pada kategori 3.

Sedangkan untuk akurasi klasifikasi SVM untuk provinsi Sulawesi Barat dengan $C=10$, $C=100$, dan $C=1000$, dengan nilai σ yang berbeda-beda adalah sebagai berikut:

Tabel 4.29 Ketepatan Klasifikasi SVM Provinsi Sulawesi Barat

Proporsi training dan testing			50:50		70:30	
Kategori jenis kelamin			LK	PR	LK	PR
Parameter	$\sigma=1$	C=10	52,75%	43,75%	50,91%	47,92%
		C=100	53,85%	43,75%	49,09%	47,92%
		C=1000	53,85%	43,75%	49,09%	47,92%
	$\sigma=2$	C=10	48,35%	55,00%	47,27%	64,58%
		C=100	40,66%	53,75%	34,55%	58,33%
		C=1000	38,46%	50,00%	38,18%	50,00%
	$\sigma=3$	C=10	53,85%	56,25%	52,73%	68,75%
		C=100	46,15%	56,25%	45,45%	64,58%
		C=1000	40,66%	51,25%	43,64%	54,17%

Berdasarkan Tabel 4.29, maka dapat diketahui bahwa variabel prediktor yang berpengaruh dan signifikan terhadap model regresi logistik ordinal dapat menghasilkan akurasi klasifikasi terbesar sebesar 53,85% untuk kategori laki-laki dan 68,75% untuk kategori perempuan, sedangkan untuk ketepatan klasifikasi yang terendah adalah 34,55% untuk laki-laki dan 43,75% untuk perempuan. Berikut adalah hasil tabulasi silang untuk hasil klasifikasi terbaik yaitu klasifikasi pada kategori perempuan dengan $\sigma=3$ dan $C=10$ dengan proporsi *training* dan *testing* 70:30.

Tabel 4.30 Hasil Klasifikasi SVM dengan $\sigma=3$ dan $C=10$ untuk Kategori Perempuan (Sulawesi Barat)

		Prediksi					Total
		1	2	3	4	5	
Aktual	1	0	0	1	0	0	1
	2	0	0	2	0	0	2
	3	0	2	32	1	1	36
	4	0	0	4	1	0	5
	5	0	0	4	0	0	4
Total			2	43	2	1	48

Berdasarkan Tabel 4.30, maka dapat diketahui bahwa untuk kategori 1 (sangat kurus) tidak ada data yang terklasifikasi benar, hal yang sama juga terjadi untuk kategori 2 (kurus) dan 5 (obesitas), dimana tidak ada data yang terklasifikasi benar. Sedangkan untuk kategori 3 (normal) ada 2 anak yang terklasifikasi salah pada kategori 2 (kurus), 1 anak yang terklasifikasi salah pada kategori 4 (gemuk), 1 anak yang terklasifikasi salah pada kategori 5 (obesitas) dan 32 anak yang terklasifikasi benar pada kategori 3. Untuk kategori 4 (gemuk) ada 4 anak yang terklasifikasi salah pada kategori 3 (normal) dan 1 anak yang terklasifikasi benar pada kategori 4.

Jika dilihat secara keseluruhan, dapat diketahui bahwa mayoritas data terklasifikasi pada kategori yang sama yaitu kategori 3 (normal), hal ini terjadi untuk kedua propinsi yang menjadi pengamatan, sehingga klasifikasi SVM yang dihasilkan tidak dapat menghasilkan akurasi dan presisi yang baik.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan pada bab sebelumnya, maka dapat disimpulkan bahwa:

1. Anak usia 6-12 tahun di Indonesia mayoritas termasuk kategori anak yang normal, namun jumlah obesitasnya masih terlalu tinggi, dan jumlahnya melebihi kategori sangat kurus, kurus, dan gemuk. Sedangkan jenis pekerjaan kepala keluarga anak usia 6-12 tahun mayoritas bekerja adalah petani. Jika dilihat dari daerah tempat tinggal, maka dapat diketahui bahwa mayoritas anak usia 6-12 tahun berasal dari daerah pedesaan. Sedangkan jika dilihat dari jenis nutrisi yang dikonsumsi, mayoritas anak Indonesia mengonsumsi makanan dengan jumlah protein, lemak, dan karbohidrat yang rendah, sedangkan jumlah energi dan serat yang dikonsumsi terlalu tinggi.
2. Berdasarkan model regresi logistik ordinal, maka dapat disimpulkan bahwa variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap status gizi anak laki-laki usia 6-12 tahun di Indonesia adalah Jumlah Konsumsi, Usia, Pekerjaan Kepala Keluarga Kategori TNI/POLRI, Daerah, dan Konsumsi Karbohidrat, sedangkan untuk anak perempuan, variabel yang berpengaruh signifikan adalah Jumlah Konsumsi, Pekerjaan Kepala Keluarga Kategori TNI/POLRI, Pekerjaan Kepala Keluarga Kategori PNS/Pegawai, Pekerjaan Kepala Keluarga Kategori Wiraswasta/Layan Jasa/Dagang, Daerah, dan Konsumsi Protein.
3. Berdasarkan variabel yang berpengaruh dan signifikan dalam model regresi logistik ordinal, maka hasil klasifikasi SVM status gizi anak usia 6-12 tahun di Bengkulu adalah 54,69% untuk kategori laki-laki dan 53,01% untuk kategori perempuan. Sedangkan di Sulawesi Barat ketepatan

klasifikasinya adalah 53,85% untuk kategori laki-laki dan 68,75% untuk kategori perempuan.

5.2 Saran

Pada penelitian ini klasifikasi menggunakan SVM belum mampu mengklasifikasikan status gizi secara baik, sehingga penelitian ini dapat dikembangkan lagi dengan menggunakan metode klasifikasi yang mampu mengklasifikasikan data yang besar dan mempunyai proporsi yang tidak seimbang antar kategorinya.

LAMPIRAN

LAMPIRAN A : Regresi Logistik Ordinal

A1. Uji Serentak Keseluruhan (Laki-laki)

Parameter Estimates								
		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-3,299	,446	54,816	1	,000	-4,173	-2,426
	[Status_Gizi = 2]	-2,271	,445	26,057	1	,000	-3,143	-1,399
	[Status_Gizi = 3]	,661	,444	2,212	1	,137	-,210	1,532
	[Status_Gizi = 4]	1,477	,445	11,039	1	,001	,606	2,349
	Jumlah_Konsumsi	-,013	,005	5,496	1	,019	-,023	-,002
	Usia	-,067	,008	74,558	1	,000	-,082	-,052
	[pekerjaan_KK=1]	-,028	,107	,067	1	,796	-,237	,181
	[pekerjaan_KK=2]	,731	,421	3,021	1	,082	-,093	1,556
	[pekerjaan_KK=3]	,440	,177	6,168	1	,013	,093	,788
	[pekerjaan_KK=4]	,174	,092	3,591	1	,058	-,006	,355
	[pekerjaan_KK=5]	,099	,083	1,425	1	,233	-,064	,263
	[pekerjaan_KK=6]	,027	,085	,104	1	,748	-,139	,194
	[pekerjaan_KK=7]	-,232	,129	3,232	1	,072	-,486	,021
	[pekerjaan_KK=8]	-,139	,087	2,532	1	,112	-,310	,032
	[pekerjaan_KK=9]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
Location	[Daerah=1]	,180	,035	26,619	1	,000	,111	,248
	[Daerah=2]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Kode_Energi=1,00]	-,063	,038	2,682	1	,101	-,138	,012
	[Kode_Energi=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Kode_Protein=1,00]	,017	,038	,190	1	,663	-,058	,091
	[Kode_Protein=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Kode_Lemak=1,00]	-,022	,062	,132	1	,716	-,143	,098
	[Kode_Lemak=2,00]	-,016	,047	,112	1	,738	-,108	,076
	[Kode_Lemak=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Kode_Karbohidrat=1,00]	,158	,055	8,354	1	,004	,051	,265
	[Kode_Karbohidrat=2,00]	,070	,049	2,006	1	,157	-,027	,166
	[Kode_Karbohidrat=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Kode_Serat=1,00]	,163	,425	,147	1	,702	-,670	,996
	[Kode_Serat=2,00]	-,280	,555	,256	1	,613	-1,368	,807
	[Kode_Serat=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Link function: Logit.

a. This parameter is set to zero because it is redundant.

Goodness-of-Fit

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	32139,959	31937	,211
Deviance	22990,615	31937	1,000

Link function: Logit.

A2. Uji Serentak Keseluruhan (Perempuan)

Parameter Estimates								
		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-3,523	,445	62,685	1	,000	-4,395	-2,651
	[Status_Gizi = 2]	-2,496	,444	31,633	1	,000	-3,366	-1,627
	[Status_Gizi = 3]	,939	,443	4,484	1	,034	,070	1,808
	[Status_Gizi = 4]	1,961	,444	19,537	1	,000	1,092	2,831
	Jumlah_Konsumsi	-,027	,006	21,439	1	,000	-,038	-,016
	Usia	-,014	,008	2,687	1	,101	-,030	,003
	[pekerjaan_KK=1]	,157	,113	1,936	1	,164	-,064	,377
	[pekerjaan_KK=2]	,421	,476	,781	1	,377	-,512	1,353
	[pekerjaan_KK=3]	,785	,178	19,439	1	,000	,436	1,133
	[pekerjaan_KK=4]	,436	,097	20,163	1	,000	,246	,626
Location	[pekerjaan_KK=5]	,179	,087	4,272	1	,039	,009	,349
	[pekerjaan_KK=6]	,119	,089	1,799	1	,180	-,055	,293
	[pekerjaan_KK=7]	-,110	,139	,620	1	,431	-,383	,164
	[pekerjaan_KK=8]	,108	,091	1,416	1	,234	-,070	,287
	[pekerjaan_KK=9]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Daerah=1]	,087	,038	5,169	1	,023	,012	,161
	[Daerah=2]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Kode_Energi=1,00]	-,025	,041	,359	1	,549	-,105	,056
	[Kode_Energi=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Kode_Protein=1,00]	-,170	,041	17,665	1	,000	-,250	-,091
	[Kode_Protein=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Kode_Lemak=1,00]	-,071	,067	1,110	1	,292	-,203	,061
	[Kode_Lemak=2,00]	-,023	,050	,215	1	,643	-,121	,075
	[Kode_Lemak=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Kode_Karbohidrat=1,00]	,019	,059	,104	1	,748	-,096	,134
	[Kode_Karbohidrat=2,00]	,102	,053	3,721	1	,054	-,002	,205
	[Kode_Karbohidrat=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Kode_Serat=1,00]	-,056	,419	,018	1	,894	-,876	,765
	[Kode_Serat=2,00]	-,011	,570	,000	1	,985	-1,127	1,105
	[Kode_Serat=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Link function: Logit.

a. This parameter is set to zero because it is redundant.

Goodness-of-Fit

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	31333,671	31345	,517
Deviance	20123,819	31345	1,000

Link function: Logit.

A3. Uji Individu (Laki-laki)

Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-2,847	,065	1931,136	1	,000	-2,974	-2,720
	[Status_Gizi = 2]	-1,822	,060	927,899	1	,000	-1,939	-1,705
	[Status_Gizi = 3]	1,081	,058	343,807	1	,000	,967	1,196
	[Status_Gizi = 4]	1,891	,060	990,571	1	,000	1,773	2,009
Location	Jumlah Konsumsi	-,003	,005	,354	1	,552	-,012	,006

Link function: Logit.

Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-3,425	,077	1974,279	1	,000	-3,576	-3,274
	[Status_Gizi = 2]	-2,398	,073	1086,506	1	,000	-2,540	-2,255
	[Status_Gizi = 3]	,515	,070	54,668	1	,000	,379	,652
	[Status_Gizi = 4]	1,326	,071	350,146	1	,000	1,188	1,465
Location	Usia	-,067	,008	77,494	1	,000	-,082	-,052

Link function: Logit.

Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-2,822	,084	1128,250	1	,000	-2,987	-2,658
	[Status_Gizi = 2]	-1,796	,080	501,031	1	,000	-1,954	-1,639
	[Status_Gizi = 3]	1,118	,079	199,295	1	,000	,963	1,274
	[Status_Gizi = 4]	1,931	,081	574,524	1	,000	1,773	2,089
Location	[pekerjaan_KK=1]	-,057	,107	,283	1	,595	-,265	,152
	[pekerjaan_KK=2]	,706	,420	2,816	1	,093	-,118	1,530
	[pekerjaan_KK=3]	,485	,177	7,497	1	,006	,138	,831
	[pekerjaan_KK=4]	,200	,092	4,723	1	,030	,020	,380
	[pekerjaan_KK=5]	,111	,083	1,787	1	,181	-,052	,274
	[pekerjaan_KK=6]	-,082	,083	,973	1	,324	-,245	,081
	[pekerjaan_KK=7]	-,301	,129	5,467	1	,019	-,553	-,049
	[pekerjaan_KK=8]	-,148	,087	2,888	1	,089	-,319	,023
	[pekerjaan_KK=9]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Link function: Logit.

Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-2,713	,036	5808,656	1	,000	-2,783	-2,644
	[Status_Gizi = 2]	-1,688	,026	4351,599	1	,000	-1,738	-1,638
	[Status_Gizi = 3]	1,223	,023	2766,782	1	,000	1,177	1,269
	[Status_Gizi = 4]	2,035	,028	5453,605	1	,000	1,981	2,089
Location	[Daerah=1]	,225	,030	55,422	1	,000	,166	,285
	[Daerah=2]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Link function: Logit.

a. This parameter is set to zero because it is redundant.

Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-2,855	,035	6516,342	1	,000	-2,924	-2,786
	[Status_Gizi = 2]	-1,830	,025	5303,735	1	,000	-1,879	-1,781
	[Status_Gizi = 3]	1,075	,021	2560,569	1	,000	1,033	1,116
	[Status_Gizi = 4]	1,885	,026	5385,565	1	,000	1,835	1,935
Location	[Kode_Protein=1,00]	-,103	,031	10,985	1	,001	-,163	-,042
	[Kode_Protein=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Link function: Logit.

a. This parameter is set to zero because it is redundant.

Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-2,882	,036	6295,742	1	,000	-2,953	-2,810
	[Status_Gizi = 2]	-1,857	,026	4937,758	1	,000	-1,908	-1,805
	[Status_Gizi = 3]	1,050	,022	2177,740	1	,000	1,006	1,094
	[Status_Gizi = 4]	1,860	,027	4854,143	1	,000	1,808	1,913
	[Kode_Lemak=1,00]	-,172	,048	12,756	1	,000	-,266	-,077
Location	[Kode_Lemak=2,00]	-,126	,033	14,686	1	,000	-,191	-,062
	[Kode_Lemak=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Link function: Logit.

a. This parameter is set to zero because it is redundant.

Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-2,746	,035	5984,108	1	,000	-2,816	-2,677
	[Status_Gizi = 2]	-1,721	,025	4585,254	1	,000	-1,771	-1,671
	[Status_Gizi = 3]	1,187	,023	2730,230	1	,000	1,142	1,231
	[Status_Gizi = 4]	1,998	,027	5452,075	1	,000	1,945	2,051
	[Kode_Karbohidrat=1,00]	,219	,039	30,923	1	,000	,142	,297
Location	[Kode_Karbohidrat=2,00]	,110	,036	9,162	1	,002	,039	,181
	[Kode_Karbohidrat=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Link function: Logit.

Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-2,625	,425	38,228	1	,000	-3,458	-1,793
	[Status_Gizi = 2]	-1,600	,424	14,254	1	,000	-2,431	-,770
	[Status_Gizi = 3]	1,303	,424	9,457	1	,002	,473	2,134
	[Status_Gizi = 4]	2,113	,424	24,827	1	,000	1,282	2,944
	[Kode_Serat=1,00]	,190	,424	,200	1	,655	-,641	1,021
Location	[Kode_Serat=2,00]	-,228	,554	,169	1	,681	-1,314	,858
	[Kode_Serat=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

A4. Uji Individu (Perempuan)**Parameter Estimates**

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-3,261	,073	2012,218	1	,000	-3,404	-3,119
	[Status_Gizi = 2]	-2,236	,066	1143,979	1	,000	-2,365	-2,106
	[Status_Gizi = 3]	1,177	,063	344,440	1	,000	1,052	1,301
	[Status_Gizi = 4]	2,193	,066	1094,486	1	,000	2,063	2,323
Location	Jumlah_Konsumsi	-,010	,005	3,600	1	,058	-,020	,000

Link function: Logit.

Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-3,331	,084	1568,448	1	,000	-3,496	-3,166
	[Status_Gizi = 2]	-2,306	,078	863,795	1	,000	-2,460	-2,152
	[Status_Gizi = 3]	1,106	,076	212,443	1	,000	,958	1,255
	[Status_Gizi = 4]	2,123	,078	735,327	1	,000	1,970	2,277
Location	Usia	-,021	,008	6,229	1	,013	-,037	-,004

Link function: Logit.

Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-3,012	,089	1154,111	1	,000	-3,186	-2,839
	[Status_Gizi = 2]	-1,986	,083	566,873	1	,000	-2,150	-1,823
	[Status_Gizi = 3]	1,439	,082	306,126	1	,000	1,278	1,601
	[Status_Gizi = 4]	2,458	,085	843,709	1	,000	2,293	2,624
	[pekerjaan_KK=1]	,147	,112	1,698	1	,193	-,074	,367
	[pekerjaan_KK=2]	,441	,475	,863	1	,353	-,490	1,373
Location	[pekerjaan_KK=3]	,800	,178	20,279	1	,000	,452	1,149
	[pekerjaan_KK=4]	,455	,097	22,029	1	,000	,265	,644
	[pekerjaan_KK=5]	,188	,087	4,712	1	,030	,018	,358
	[pekerjaan_KK=6]	,048	,087	,306	1	,580	-,122	,218
	[pekerjaan_KK=7]	-,140	,139	1,022	1	,312	-,413	,132
	[pekerjaan_KK=8]	,085	,091	,862	1	,353	-,094	,263
	[pekerjaan_KK=9]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Link function: Logit.

a. This parameter is set to zero because it is redundant.

Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-3,069	,042	5321,029	1	,000	-3,152	-2,987
	[Status_Gizi = 2]	-2,044	,029	4837,596	1	,000	-2,101	-1,986
	[Status_Gizi = 3]	1,373	,025	2977,952	1	,000	1,324	1,422
	[Status_Gizi = 4]	2,390	,032	5583,997	1	,000	2,328	2,453
Location	[Daerah=1]	,166	,033	25,551	1	,000	,102	,230
	[Daerah=2]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Link function: Logit.

a. This parameter is set to zero because it is redundant.

Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-3,201	,046	4744,341	1	,000	-3,292	-3,110
	[Status_Gizi = 2]	-2,176	,035	3794,259	1	,000	-2,245	-2,106
	[Status_Gizi = 3]	1,237	,031	1637,169	1	,000	1,177	1,297
	[Status_Gizi = 4]	2,253	,036	3864,684	1	,000	2,182	2,324
Location	[Kode_Energi=1,00]	-,080	,035	5,207	1	,022	-,150	-,011
	[Kode_Energi=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Link function: Logit.

a. This parameter is set to zero because it is redundant.

Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-3,222	,042	5888,442	1	,000	-3,304	-3,139
	[Status_Gizi = 2]	-2,196	,029	5681,160	1	,000	-2,253	-2,139
	[Status_Gizi = 3]	1,221	,023	2844,094	1	,000	1,176	1,266
	[Status_Gizi = 4]	2,238	,030	5554,810	1	,000	2,179	2,297
Location	[Kode_Protein=1,00]	-,181	,034	29,139	1	,000	-,247	-,116
	[Kode_Protein=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Link function: Logit.

Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-3,203	,043	5658,642	1	,000	-3,287	-3,120
	[Status_Gizi = 2]	-2,178	,030	5266,993	1	,000	-2,237	-2,119
	[Status_Gizi = 3]	1,237	,024	2607,061	1	,000	1,189	1,284
	[Status_Gizi = 4]	2,254	,031	5259,152	1	,000	2,193	2,314
Location	[Kode_Lemak=1,00]	-,186	,053	12,104	1	,001	-,290	-,081
	[Kode_Lemak=2,00]	-,097	,036	7,419	1	,006	-,167	-,027
	[Kode_Lemak=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Link function: Logit.

a. This parameter is set to zero because it is redundant.

Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-3,079	,042	5416,489	1	,000	-3,161	-2,997
	[Status_Gizi = 2]	-2,053	,029	5003,638	1	,000	-2,110	-1,997
	[Status_Gizi = 3]	1,363	,025	3062,757	1	,000	1,314	1,411
	[Status_Gizi = 4]	2,380	,032	5689,032	1	,000	2,318	2,441
	[Kode_Karbohidrat=1,00]	,128	,043	9,133	1	,003	,045	,212
Location	[Kode_Karbohidrat=2,00]	,172	,039	19,083	1	,000	,095	,250
	[Kode_Karbohidrat=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Link function: Logit.

a. This parameter is set to zero because it is redundant.

Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-3,198	,418	58,499	1	,000	-4,018	-2,379
	[Status_Gizi = 2]	-2,173	,417	27,139	1	,000	-2,990	-1,355
	[Status_Gizi = 3]	1,239	,417	8,848	1	,003	,423	2,056
	[Status_Gizi = 4]	2,255	,417	29,234	1	,000	1,438	3,073
	[Kode_Serat=1,00]	-,053	,417	,016	1	,899	-,870	,764
Location	[Kode_Serat=2,00]	-,032	,569	,003	1	,956	-1,147	1,084
	[Kode_Serat=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Link function: Logit.

a. This parameter is set to zero because it is redundant.

A5. Uji Serentak Variabel yang Berpengaruh (Laki-laki)

Parameter Estimates							
		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval
							Lower Bound Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-2,712	,441	37,889	1	,000	-3,575 -1,848
	[Status_Gizi = 2]	-1,686	,440	14,688	1	,000	-2,548 -,824
	[Status_Gizi = 3]	1,237	,440	7,913	1	,005	,375 2,099
	[Status_Gizi = 4]	2,052	,440	21,748	1	,000	1,190 2,914
	Jumlah_Konsumsi	-,014	,005	6,901	1	,009	-,025 -,004
	[pekerjaan_KK=1]	-,042	,107	,152	1	,696	-,251 ,167
	[pekerjaan_KK=2]	,712	,421	2,866	1	,090	-,112 1,537
	[pekerjaan_KK=3]	,430	,177	5,881	1	,015	,082 ,777
	[pekerjaan_KK=4]	,158	,092	2,964	1	,085	-,022 ,339
	[pekerjaan_KK=5]	,091	,083	1,197	1	,274	-,072 ,254
	[pekerjaan_KK=6]	,015	,085	,031	1	,860	-,152 ,182
	[pekerjaan_KK=7]	-,239	,129	3,431	1	,064	-,493 ,014
Location	[pekerjaan_KK=8]	-,147	,087	2,854	1	,091	-,318 ,024
	[pekerjaan_KK=9]	0 ^a	.	.	0	.	.
	[Daerah=1]	,177	,035	25,826	1	,000	,109 ,245
	[Daerah=2]	0 ^a	.	.	0	.	.
	[Kode_Energi=1,00]	-,044	,038	1,307	1	,253	-,119 ,031
	[Kode_Energi=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.
	[Kode_Protein=1,00]	-,032	,037	,744	1	,388	-,106 ,041
	[Kode_Protein=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.
	[Kode_Lemak=1,00]	-,039	,062	,392	1	,531	-,159 ,082
	[Kode_Lemak=2,00]	-,027	,047	,332	1	,564	-,119 ,065
	[Kode_Lemak=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.
	[Kode_Karbohidrat=1,00]	,141	,055	6,640	1	,010	,034 ,247
	[Kode_Karbohidrat=2,00]	,058	,049	1,410	1	,235	-,038 ,155
	[Kode_Karbohidrat=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.
	[Kode_Serat=1,00]	,192	,425	,204	1	,652	-,641 1,025
	[Kode_Serat=2,00]	-,286	,555	,265	1	,607	-1,373 ,802
	[Kode_Serat=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.

Link function: Logit.

a. This parameter is set to zero because it is redundant.

Goodness-of-Fit			
	Chi-Square	Df	Sig.
Pearson	11211,349	11550	,988
Deviance	9380,688	11550	1,000

Link function: Logit.

A6. Uji Serentak Variabel yang Berpengaruh (Perempuan)

Parameter Estimates								
		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-3,467	,149	540,384	1	,000	-3,759	-3,175
	[Status_Gizi = 2]	-2,441	,146	279,477	1	,000	-2,727	-2,155
	[Status_Gizi = 3]	,994	,144	47,415	1	,000	,711	1,277
	[Status_Gizi = 4]	2,017	,146	191,766	1	,000	1,731	2,302
	Jumlah_Konsumsi	-,027	,006	21,411	1	,000	-,038	-,015
	Usia	-,014	,008	2,677	1	,102	-,030	,003
	[pekerjaan_KK=1]	,156	,113	1,933	1	,164	-,064	,377
	[pekerjaan_KK=2]	,420	,476	,780	1	,377	-,512	1,353
	[pekerjaan_KK=3]	,785	,178	19,441	1	,000	,436	1,133
Location	[pekerjaan_KK=4]	,436	,097	20,166	1	,000	,246	,626
	[pekerjaan_KK=5]	,179	,087	4,267	1	,039	,009	,349
	[pekerjaan_KK=6]	,119	,089	1,795	1	,180	-,055	,293
	[pekerjaan_KK=7]	-,110	,139	,623	1	,430	-,383	,163
	[pekerjaan_KK=8]	,108	,091	1,413	1	,235	-,070	,287
	[pekerjaan_KK=9]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Daerah=1]	,086	,038	5,157	1	,023	,012	,161
	[Daerah=2]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Kode_Energi=1,00]	-,025	,041	,368	1	,544	-,106	,056
	[Kode_Energi=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Kode_Protein=1,00]	-,170	,041	17,684	1	,000	-,250	-,091
	[Kode_Protein=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Kode_Lemak=1,00]	-,071	,067	1,117	1	,291	-,203	,061
	[Kode_Lemak=2,00]	-,023	,050	,218	1	,641	-,121	,075
	[Kode_Lemak=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
[Kode_Karbohidrat=1,00]	,019	,059	,101	1	,751	-,096	,133	
[Kode_Karbohidrat=2,00]	,101	,053	3,705	1	,054	-,002	,205	
[Kode_Karbohidrat=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.	

Link function: Logit.

a. This parameter is set to zero because it is redundant.

Goodness-of-Fit

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	31233,993	31239	,507
Deviance	20084,967	31239	1,000

Link function: Logit.

A7. Uji Serentak Signifikan (Laki-laki)

Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-3,373	,124	738,473	1	,000	-3,616	-3,129
	[Status_Gizi = 2]	-2,344	,121	372,557	1	,000	-2,582	-2,106
	[Status_Gizi = 3]	,587	,120	24,038	1	,000	,352	,822
	[Status_Gizi = 4]	1,404	,120	135,687	1	,000	1,167	1,640
	Jumlah_Konsumsi	-,010	,005	4,096	1	,043	-,019	,000
Location	Usia	-,066	,008	75,415	1	,000	-,081	-,051
	[pekerjaan_KK=1]	-,026	,107	,061	1	,805	-,235	,183
	[pekerjaan_KK=2]	,724	,421	2,962	1	,085	-,101	1,548
	[pekerjaan_KK=3]	,440	,177	6,165	1	,013	,093	,787
	[pekerjaan_KK=4]	,177	,092	3,682	1	,055	-,004	,357
	[pekerjaan_KK=5]	,101	,083	1,481	1	,224	-,062	,264
	[pekerjaan_KK=6]	,024	,085	,082	1	,775	-,142	,191
	[pekerjaan_KK=7]	-,238	,129	3,402	1	,065	-,491	,015
	[pekerjaan_KK=8]	-,138	,087	2,508	1	,113	-,309	,033
	[pekerjaan_KK=9]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Daerah=1]	,182	,035	27,446	1	,000	,114	,250
	[Daerah=2]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Kode_Karbohidrat=1,00]	,175	,040	19,100	1	,000	,096	,253
	[Kode_Karbohidrat=2,00]	,082	,037	4,973	1	,026	,010	,154
	[Kode_Karbohidrat=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Link function: Logit.

Model Fitting Information

Model	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	18844,659			
Final	18634,318	210,341	13	,000

Link function: Logit.

Goodness-of-Fit

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	13718,691	13439	,045
Deviance	11603,560	13439	1,000

Link function: Logit.

A8. Uji Serentak Signifikan (Perempuan)

Parameter Estimates

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Status_Gizi = 1]	-3,467	,149	540,384	1	,000	-3,759	-3,175
	[Status_Gizi = 2]	-2,441	,146	279,477	1	,000	-2,727	-2,155
	[Status_Gizi = 3]	,994	,144	47,415	1	,000	,711	1,277
	[Status_Gizi = 4]	2,017	,146	191,766	1	,000	1,731	2,302
	Jumlah_Konsumsi	-,027	,006	21,411	1	,000	-,038	-,015
	Usia	-,014	,008	2,677	1	,102	-,030	,003
	[pekerjaan_KK=1]	,156	,113	1,933	1	,164	-,064	,377
	[pekerjaan_KK=2]	,420	,476	,780	1	,377	-,512	1,353
	[pekerjaan_KK=3]	,785	,178	19,441	1	,000	,436	1,133
	[pekerjaan_KK=4]	,436	,097	20,166	1	,000	,246	,626
Location	[pekerjaan_KK=5]	,179	,087	4,267	1	,039	,009	,349
	[pekerjaan_KK=6]	,119	,089	1,795	1	,180	-,055	,293
	[pekerjaan_KK=7]	-,110	,139	,623	1	,430	-,383	,163
	[pekerjaan_KK=8]	,108	,091	1,413	1	,235	-,070	,287
	[pekerjaan_KK=9]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Daerah=1]	,086	,038	5,157	1	,023	,012	,161
	[Daerah=2]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Kode_Energi=1,00]	-,025	,041	,368	1	,544	-,106	,056
	[Kode_Energi=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Kode_Protein=1,00]	-,170	,041	17,684	1	,000	-,250	-,091
	[Kode_Protein=2,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Kode_Lemak=1,00]	-,071	,067	1,117	1	,291	-,203	,061
	[Kode_Lemak=2,00]	-,023	,050	,218	1	,641	-,121	,075
	[Kode_Lemak=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.
	[Kode_Karbohidrat=1,00]	,019	,059	,101	1	,751	-,096	,133
	[Kode_Karbohidrat=2,00]	,101	,053	3,705	1	,054	-,002	,205
	[Kode_Karbohidrat=3,00]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Model Fitting Information

Model	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	25250,067			
Final	25113,680	136,387	17	,000

Link function: Logit.

Goodness-of-Fit

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	31233,993	31239	,507
Deviance	20084,967	31239	1,000

Link function: Logit.

LAMPIRAN B : SVM

B1. Syntax dalam penyusunan SVC untuk 2 kelas

```
function [nsv, alpha, b0] =
svc(x,y,ker,par,C)
    if (nargin < 2 || nargin > 5)
        help svc
    else
        fprintf('Support Vector
Classification\n')
        fprintf('_____ \n')
        n = size(x,1);
        if (nargin < 5) C = Inf; , end
        if (nargin < 3) ker = 'linear'; , end
        fprintf('Constructing ... \n');
        H = zeros(n,n);
        for i=1:n
            for j=1:n
                H(i,j) =
y(i)*y(j)*svkernel(ker,par,x(i,:),x(j,:));
            end
        end
        c = -ones(n,1);
        H = H + 1e-10 * sparse(eye(size(H)));
        vlb = zeros(n,1);
        vub = C * ones(n,1);
        x0 = zeros(n,1);
        neqcstr = nobias(ker);
        if neqcstr
            A = Y'; , b = 0;
        else
            A = []; , b = [];
        end
        fprintf('Optimising ... \n');
        st = cputime;
```

```

    [alpha lambda how] = qp(H, c, A, b, vlb,
vub, x0, negcstr);
    fprintf('Execution time: %4.1f
seconds\n',cputime - st);
    fprintf('Status : %s\n',how);
    w2 = alpha'*H*alpha;
    fprintf('|w0|^2      : %f\n',w2);
    fprintf('Margin      : %f\n',2/sqrt(w2));
    fprintf('Sum alpha : %f\n',sum(alpha));
    svi = find( alpha > epsilon);
    nsv = length(svi);
    fprintf('Support Vectors : %d
(%3.1f%%)\n',nsv,100*nsv/n);
    b0 = 0;
    if nobias(ker) ~= 0
        svii = find( alpha > epsilon & alpha <
(C - epsilon));
        if length(svii) > 0
            b0 = (1/length(svii))*sum(Y(svii) -
H(svii,svi)*alpha(svi).*Y(svii));
        else
            fprintf('No support vectors on
margin - cannot compute bias.\n');
        end
    end
end
end

```


B2. Syntax mendefinisikan variabel, kernel dan parameter untuk *multiclass* SVM

```
function
[alpha0,b0,ytot]=multisvc(x,y,ker,par,C)
xsup0=[];
alpha0=[];
b0=[];
st = cputime;
Mmax=max(y);
Mmin=min(y);
M = Mmax-Mmin + 1;
nbsv=zeros(1,M);
nbsuppvector=zeros(1,M);
ytot=[];
for i=1:M
    yone=(y==i)+(y~=i)*(-1);
    ytot=[ytot yone];
    [nsv,alpha,b]=svc(x,yone,ker,par,C);
    alpha=alpha';
    alpha0=[alpha0;alpha];
    b0=[b0;b];
end;
fprintf('Computation-time: %4.1f
seconds\n',cputime - st);
```

B3. Syntax mengeluarkan nilai y prediksi dengan *multiclass* SVM

```
function
yt=testmultisvc(x,ytot,tstx,nbclass,ker,par,
alpha0,b0)
n = size(x,1);
m = size(tstx,1);
H = zeros(m,n);
    for i=1:m
        for j=1:n
            H(i,j) =
svkernel(ker,par,tstx(i,:),x(j,:));
        end
    end
ytot=ytot';
for i=1:nbclass

yt(:,i)=(ytot(i,:).*alpha0(i,:)*H')'+b0(i);
end
[maxi,yt]=max(yt');
yt=yt';
```